

**Département de géomatique appliquée
Faculté des lettres et sciences humaines
Université de Sherbrooke**

**Potentiel de l'imagerie par drone pour la caractérisation d'herbiers aquatiques :
Le cas de l'archipel des Îles-de-la-Paix, Québec**

Josianne Caron

**Essai présenté pour l'obtention du grade de Maître ès sciences géographiques (M.Sc.),
cheminement en géodéveloppement durable**

Février 2020

© Josianne Caron, 2020

Membres du jury d'évaluation de l'essai :

- Jérôme Théau (directeur de l'essai), professeur au Département de géomatique appliquée de l'Université de Sherbrooke
- Yannick Huot, professeur au Département de géomatique appliquée de l'Université de Sherbrooke

Résumé

Les relevés de caractérisation *in situ* sont très coûteux et ne permettent pas de couvrir la totalité d'une zone d'étude. Par leur capacité de voler à faible altitude, les drones sont aujourd'hui très utilisés pour les études écologiques à échelle fine. Encore peu utilisée pour étudier les herbiers aquatiques, le MTQ désire évaluer le potentiel de l'imagerie par drone pour faciliter la caractérisation de la végétation aquatique.

Premièrement, le MTQ a procédé à la caractérisation de 169 stations aux îles de la Paix, servant ultérieurement de zones d'entraînement et de validation, et a enregistré le peuplement de macrophytes, la densité et les taxons, soit les trois thèmes des classifications dirigées. Deuxièmement, un drone a photographié la zone avec une caméra multispectrale. Les images ont passé à travers la procédure du SfM pour produire le MNS et les orthomosaïques des cinq bandes et de trois indices de végétation. Finalement, pour chaque thème, des nomenclatures plus ou moins détaillées ont été testées pour connaître celle à privilégier. La nomenclature choisie pour les peuplements de macrophytes est la plus généralisée (exactitude globale = 75,69 %, Kappa = 0,53) et celle des densités est la nomenclature généralisée à résolution spatiale de 100 cm (exactitude globale = 89,41 %, Kappa = 0,68). Les classifications des taxons se sont avérées irréalistes, notamment pour les peuplements hétérogènes. En somme, ce sont les herbiers submergés de densité élevée qui ont la plus grande superficie, soit 38,6 % de la zone d'étude (1,87 ha).

La navigation difficile a complexifié la délimitation des stations, rendant les zones d'entraînement et de validation peu représentatives. Le niveau de détail atteint pour les peuplements de macrophytes permet tout de même de classer les formes d'herbiers aquatiques, tel que fréquemment présentées par plusieurs auteurs. Une caractérisation plus détaillée des macrophytes submergés serait possible par sonar ou par LiDAR bathymétrique. Globalement, les approches de classification par interprétation visuelle et par objet sont aussi intéressantes pour réaliser ce projet et permettraient probablement d'obtenir de meilleurs résultats.

Table des matières

Table des matières	i
Liste des figures.....	iii
Liste des tableaux.....	v
Liste des annexes.....	vii
Glossaire	viii
Remerciements	ix
1. Introduction	1
1.1. Mise en contexte	1
1.2. Problématique	2
1.3. Objectifs.....	3
2. Cadre théorique	4
2.1. Milieux humides : définition et importance	4
2.2. Drones.....	5
2.2.1. Types de voilure	5
2.2.2. Composantes internes	7
2.2.3. Mode de pilotage	7
2.2.4. Avantages pour la recherche	8
2.2.5. Limitations.....	9
2.3. Caractérisation de la végétation aquatique par télédétection	10
2.3.1. Signature spectrale de la végétation.....	10
2.3.2. Télédétection de la végétation aquatique	13
2.3.3. Capteurs pour étudier les milieux humides et les herbiers aquatiques	17
2.3.4. Approches de traitements d'image pour la végétation aquatique.....	19
3. Matériel et méthodes	26
3.1. Zone d'étude.....	26
3.2. Données utilisées.....	28
3.3. Organigramme méthodologique	29
3.4. Acquisition des données.....	31
3.4.1. Acquisition des données de caractérisation <i>in situ</i>	31
3.4.2. Acquisition des images par drone	34
3.5. Prétraitement des données de caractérisation <i>in situ</i>	36
3.5.1. Caractérisation des stations.....	36
3.5.2. Points de la grille d'échantillonnage et jointure avec la caractérisation	37
3.5.3. Trace GPS et édition des polygones des stations caractérisées	38
3.6. Prétraitement des images par drone	39
3.6.1. Production du modèle numérique de surface et des orthomosaïques	39
3.6.2. Production des orthomosaïques des indices	40
3.6.3. Géoréférencement du MNS et des orthomosaïques.....	42

3.6.4.	Édition du masque.....	42
3.7.	Classifications dirigées.....	43
3.7.1.	Thèmes, nomenclatures et stations pour l'entraînement et la validation	43
3.7.2.	Paramètres des classifications	47
3.7.3.	Post-classification / Validation	48
3.7.4.	Comparaison des classifications.....	49
3.7.5.	Caractérisation des herbiers aquatiques	49
4.	Résultats.....	49
4.1.	MNS et orthomosaïques.....	49
4.2.	Géoréférencement du MNS et des orthomosaïques	51
4.3.	Classifications dirigées.....	51
4.3.1.	Séparabilité des signatures spectrales	51
4.3.2.	Performance et comparaison des classifications	52
4.4.	Caractérisation des herbiers aquatiques.....	64
4.4.1.	Superficies des classes des herbiers aquatiques.....	64
4.4.2.	Combinaison des cartes de classification.....	65
5.	Discussion.....	68
5.1.	Conformité avec les besoins des suivis biologiques du MTQ.....	68
5.2.	Performance et comparaison des classifications	68
5.2.1.	Classifications des peuplements de macrophytes	68
5.2.2.	Classifications des densités	70
5.2.3.	Classifications des taxons.....	71
5.3.	Spécifications des images et indices de végétation	72
5.3.1.	Résolution spatiale	72
5.3.2.	Bandes	72
5.3.3.	Indices de végétation	73
5.4.	Limites des données	75
5.4.1.	Données de caractérisation <i>in situ</i>	75
5.4.2.	Imagerie par drone.....	76
5.5.	Limites des traitements	77
5.5.1.	Production du MNS et des orthomosaïques.....	77
5.5.2.	Géoréférencement des orthomosaïques	78
5.5.3.	Masque des orthomosaïques.....	79
5.5.4.	Classifications dirigées	80
5.5.5.	Autres sources d'erreurs potentielles	82
6.	Conclusion.....	85
7.	Références	86
8.	Annexes.....	94

Liste des figures

Figure 1. Exemples de drones. A) À voilure fixe, B) À voilure rotative (tiré de Borreill, 2013)	6
Figure 2. Signature spectrale de différentes espèces de végétaux et à différents stades de sénescence. Les principales composantes des feuilles influençant la signature sont inscrites dans le haut du graphique (modifié de Microlmages, 2012)	11
Figure 3. Coupe transversale d'une feuille (modifié de Jensen, 2005)	12
Figure 4. Signature spectrale d'un macrophyte submergé (<i>Ranunculus aquatilis</i>) selon la profondeur et coefficient d'absorption correspondant (tiré de Visser <i>et al.</i> , 2013)	14
Figure 5. Exemple de calculs de l'indice NDVI selon la saison (tiré de Li <i>et al.</i> , 2013).....	17
Figure 6. Chaîne des opérations du <i>Structure from Motion</i>	21
Figure 7. Chaîne des opérations d'une classification dirigée.....	24
Figure 8. Localisation de la zone d'étude à l'archipel des Îles-de-la-Paix	27
Figure 9. Organigramme méthodologique de la réalisation du projet	30
Figure 10. Grille d'échantillonnage de la zone d'étude utilisée pour localiser les 247 stations et localisation des 15 stations supplémentaires sur la berge	31
Figure 11. Photos prises lors de la caractérisation du milieu humide du 30 juillet 2018. A) Conducteur de l'embarcation et les deux observateurs, B) Observation sous l'eau avec un aquascope.....	32
Figure 12. Types de peuplements de macrophytes (tiré de Pourriot et Meybeck, 1995)	33
Figure 13. Photos prises lors de la caractérisation du milieu humide du 30 juillet 2018. A) Exemple de peuplement de macrophytes de type gazon, B) Exemple de caractérisation à partir de la berge avec un peuplement pur émergent de <i>Phragmites australis</i> en arrière-plan	34
Figure 14. Vue du dessous du drone DJI Phantom 4 avec la caméra visible et la caméra multispectrale MicaSense RedEdge 3 (tiré de Gavelle, 2018).....	35
Figure 15. Plan de vol et paramètres de programmation du vol du drone DJI Phantom 4 dans le logiciel DJI Ground Station Pro (modifié de Gavelle, 2018).....	35
Figure 16. Cible de calibration lambertienne pour la normalisation des images (tiré de Gavelle, 2018)	36
Figure 17. Localisation des 169 stations caractérisées retenues.....	37
Figure 18. Polygones des 169 stations caractérisées retenues	39
Figure 19. Nombre d'images couvrant chaque pixel de l'orthomosaïque par rapport à la zone d'étude	50
Figure 20. Classification des peuplements de macrophytes selon la nomenclature généralisée 2.....	55
Figure 21. Classification des densités selon la nomenclature généralisée à 100 cm de résolution.....	60

Figure 22. Classification des taxons selon la nomenclature détaillée avec les classes de densité 3 à 5.....	63
Figure 23. À gauche : Classification combinée des peuplements de macrophytes et des densités. À droite : Orthomosaïque de la zone d'étude en couleurs vraies	67
Figure 24. Exemple de brisure dans la radiométrie due à la procédure du SfM	78

Liste des tableaux

Tableau 1. Informations des données de la caractérisation des herbiers aquatiques	29
Tableau 2. Informations des données de l'imagerie par drone.....	29
Tableau 3. Longueur d'onde des cinq bandes spectrales de la caméra MicaSense RedEdge 3	29
Tableau 4. Classes de densité des herbiers aquatiques.....	34
Tableau 5. Utilisation des données de la caractérisation des herbiers aquatiques	36
Tableau 6. Propriétés des bandes spectrales de la caméra MicaSense RedEdge 3 et leur facteur de réflectance correspondant sur la cible de calibration	40
Tableau 7. Indices calculés dans le logiciel Pix4Dmapper.....	41
Tableau 8. Nomenclatures détaillée et généralisées des classifications dirigées des peuplements de macrophytes.....	44
Tableau 9. Nombre de stations utilisé pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées des peuplements de macrophytes.....	44
Tableau 10. Nomenclatures détaillée et généralisée des classifications dirigées des densités	45
Tableau 11. Nombre de stations utilisé pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées des densités.....	45
Tableau 12. Nomenclatures détaillée et généralisée des classifications dirigées des taxons.....	46
Tableau 13. Nombre de stations utilisé pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées des taxons avec toutes classes de densité confondues.....	47
Tableau 14. Nombre de stations utilisé pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées des taxons avec classes de densité de 3 à 5	47
Tableau 15. Données statistiques du rapport de qualité du logiciel Pix4Dmapper pour la production du MNS et des orthomosaïques	51
Tableau 16. Modification de la résolution des orthomosaïques due à leur géoréférencement...	51
Tableau 17. Matrice des erreurs de la validation de la classification des peuplements de macrophytes avec la nomenclature détaillée	53
Tableau 18. Matrice des erreurs de la validation de la classification des peuplements de macrophytes avec la nomenclature généralisée 1	53
Tableau 19. Matrice des erreurs de la validation de la classification des peuplements de macrophytes avec la nomenclature généralisée 2	54
Tableau 20. Exactitudes et coefficients de Kappa des classifications des peuplements de macrophytes	54
Tableau 21. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature détaillée à 5 cm de résolution.....	56
Tableau 22. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature détaillée à 50 cm de résolution.....	56

Tableau 23. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature détaillée à 100 cm de résolution.....	57
Tableau 24. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature détaillée à 200 cm de résolution.....	57
Tableau 25. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature généralisée à 5 cm de résolution	58
Tableau 26. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature généralisée à 50 cm de résolution	58
Tableau 27. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature généralisée à 100 cm de résolution	58
Tableau 28. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature généralisée à 200 cm de résolution	58
Tableau 29. Exactitudes et coefficients de Kappa des classifications des densités.....	59
Tableau 30. Matrice des erreurs de la validation de la classification des taxons avec la nomenclature détaillée et considérant les classes de densité de 1 à 5	61
Tableau 31. Matrice des erreurs de la validation de la classification des taxons avec la nomenclature détaillée et considérant les classes de densité de 3 à 5	61
Tableau 32. Matrice des erreurs de la validation de la classification des taxons avec la nomenclature généralisée et considérant les classes de densité de 1 à 5.....	62
Tableau 33. Matrice des erreurs de la validation de la classification des taxons avec la nomenclature généralisée et considérant les classes de densité de 3 à 5.....	62
Tableau 34. Exactitudes et coefficients de Kappa des classifications des taxons.....	62
Tableau 35. Superficie occupée par les classes de la classification des peuplements de macrophytes	64
Tableau 36. Superficie occupée par les classes de la classification des densités	64
Tableau 37. Superficie occupée par les classes de la classification des taxons	65
Tableau 38. Combinaison des thèmes des peuplements de macrophytes et des densités et gestion des classes en conflit.....	66
Tableau 39. Superficie occupée par les classes de la classification combinée des peuplements de macrophytes et des densités	66
Tableau 40. Indices présentés dans l'étude de Villa <i>et al.</i> (2014).....	74
Tableau 41. Indices présentés dans l'étude de Brooks <i>et al.</i> (2019)	74

Liste des annexes

Annexe 1. Données de la caractérisation <i>in situ</i> des stations réalisée le 30 juillet 2018	94
Annexe 2. Seuils utilisés pour les classes de chaque classification dirigée.....	99
Annexe 3. Distances de Bhattacharyya de chaque paire de classes des classifications des thèmes des peuplements de macrophytes, des densités et des taxons.....	100
Annexe 4. Matrices de confusion de chaque nomenclature des thèmes des peuplements de macrophytes, des densités et des taxons.....	103
Annexe 5. Résultats statistiques des classifications dirigées	107
Annexe 6. Cartes de classification de chaque nomenclature des thèmes des peuplements de macrophytes, des densités et des taxons.....	108

Glossaire

GNSS : *Global Navigation Satellite System* (un GPS par exemple)

LAI : *Leaf Area Index*

LiDAR : *Light Detection And Ranging*

MDDELCC : Ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques du Québec (d'avril 2014 à octobre 2018)
Ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques (MELCC) (depuis octobre 2018)

MPO : Ministère des Pêches et Océans Canada

MTMDET : Ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports du Québec (d'avril 2014 à octobre 2018)

MTQ : Ministère des Transports du Québec (avant avril 2014 et depuis octobre 2018)

NDVI : *Normalized Difference Vegetation Index*

$$\text{NDVI} = \frac{\text{PIR} - \text{rouge}}{\text{PIR} + \text{rouge}}$$

NDVIRE : *Normalized Difference Vegetation Index avec red-edge*

$$\text{NDVIRE} = \frac{\text{RE} - \text{rouge}}{\text{RE} + \text{rouge}}$$

PIR : Proche infrarouge

RE : *Red-edge*

RTK : *Real-Time Kinematic*

RVB : Spectre visible rouge, vert et bleu

SfM : *Structure from Motion*

VAS : Végétation aquatique submergée

Remerciements

Je tiens d'abord à remercier les instigateurs de ce projet, Julien-Michel Blondin-Provost et Sarah Chabot du MTQ, anciennement à la Direction générale de la Montérégie. Je dois aussi souligner l'implication de Caroline Bourgeois et de Mélanie Goulet qui ont pris le relai de ce projet.

Merci aussi à Erwan Gavelle pour ses conseils et précieuses informations concernant l'acquisition et le prétraitement de l'imagerie par drone.

Un remerciement spécial pour l'aide technique reçue. Je parle bien sûr des indispensables Gabriel Couët et Geneviève Crevier.

Famille et amis, merci pour votre support inestimable.

Finalement, merci à Jérôme Théau, mon directeur d'essai, pour sa patience et ses judicieux conseils et commentaires.

1. Introduction

1.1. Mise en contexte

Depuis toujours, les paysages riverains et côtiers sont façonnés par les phénomènes naturels de l'érosion, du transport, du dépôt et de l'accumulation des sédiments (MDDELCC, 2014). Ces processus et leur dynamique sont toutefois bouleversés par les interventions humaines dans ou à proximité des milieux humides et hydriques. Le long du fleuve Saint-Laurent, ces interventions sont, par exemple le drainage des terres pour l'agriculture, l'érection de ponts, de barrages hydroélectriques ou d'infrastructures de protection contre l'érosion et les inondations (MDDELCC, 2014) et le dragage du fleuve pour la voie maritime (Dauphin et Lehoux, 2004).

Les écosystèmes insulaires du fleuve Saint-Laurent, comme l'archipel des Îles-de-la-Paix, n'échappent pas aux processus d'érosion qui menacent des milieux humides, des frayères, des habitats de plantes ou d'oiseaux rares, des aires de reproduction d'oiseaux aquatiques et l'intégrité écologique d'aires protégées nationales (Dauphin et Lehoux, 2004). L'étude de Dauphin et Lehoux (2004) a révélé qu'entre Montréal et le lac Saint-Pierre, 250 km sur 412 km de rives insulaires étaient en érosion entre 1964 et 1983. Les taux de recul ont cependant diminué depuis. En effet, pour les rives en érosion sévère, le taux de recul moyen était de 2,50 m/an pour cette même période et était de 0,66 m/an entre 1998 et 2002.

En 2013, ayant des compensations pour l'habitat du poisson à honorer en vertu de la Loi sur les pêches du ministère des Pêches et Océans Canada (MPO), le ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports du Québec (MTMDET, aujourd'hui le MTQ) a en partie financé le projet de construction d'un cinquième brise-lame aux îles de la Paix permettant du même coup de réduire l'érosion des berges (MTMDET, 2016). Pour s'assurer qu'un aménagement remplit bien ses fonctions compensatoires, le MPO exige la mise en place d'un programme de suivi. Le MTQ a donc l'obligation d'effectuer des relevés biophysiques pour documenter l'évolution du site et l'effet de ce brise-lame. Ces relevés concernent la faune ichtyologique, la physicochimie de l'eau, la bathymétrie et la végétation aquatique (MTMDET, 2016).

1.2. Problématique

Jusqu'à présent, les relevés de caractérisation des herbiers aquatiques ont été effectués en embarcation en parcourant des stations d'échantillonnage le long de transects (MTMDET, 2018). Il s'agit d'une des méthodes les plus utilisées pour la caractérisation de macrophytes (Birk et Ecke, 2014). Elle permet d'obtenir des informations d'une grande précision concernant les communautés floristiques aquatiques (Valta-Hulkkonen *et al.*, 2003), mais implique aussi des limites. D'abord, les relevés *in situ* sont très coûteux en ressources matérielles et humaines et en temps, surtout si la zone à couvrir est vaste (Birk et Ecke, 2014 ; Valta-Hulkkonen *et al.*, 2003). Il n'est d'ailleurs pas possible de couvrir chaque mètre carré. De plus, l'exactitude et la précision de la localisation des stations de caractérisation sont dépendantes de l'appareil GPS utilisé, de la visibilité et du positionnement des satellites et de la présence d'obstacles pour le signal (canopée, nuages, etc.) (RNCAN, 1993). Finalement, en milieu lotique comme c'est le cas aux îles de la Paix, l'immobilisation de l'embarcation à une station de caractérisation peut être particulièrement complexe, voire impossible. La dérive de l'embarcation occasionne donc une imprécision au niveau de la localisation réelle de la station caractérisée et de la superficie couverte à chaque station d'échantillonnage.

Pour ce qui est de la télédétection, elle a l'avantage de pouvoir compléter ou même remplacer les méthodes de mesures *in situ* (Laliberte *et al.*, 2010) en procurant rapidement un portrait global d'une zone (Marcaccio *et al.*, 2015 ; Valta-Hulkkonen *et al.*, 2003). Parmi les approches de télédétection, les capteurs satellites permettent de générer des images intéressantes à l'échelle régionale et globale, mais la résolution spatiale n'est pas adaptée à l'échelle locale de plusieurs processus écologiques (Anderson et Gaston, 2013). De plus, le couvert nuageux et la résolution temporelle des satellites peuvent grandement limiter l'observation du phénomène étudié. Contrairement aux plateformes spatiales, les capteurs sur plateformes aériennes permettent d'obtenir des images peu importe le couvert nuageux (Valta-Hulkkonen *et al.*, 2003) et de résolution spatiale plus appropriée aux études écologiques (Anderson et Gaston, 2013). Les images aériennes sont d'ailleurs la méthode la plus utilisée pour cartographier les herbiers aquatiques via la télédétection (Valta-Hulkkonen *et al.*, 2003).

Traditionnellement, les relevés aériens sont réalisés à bord d'un avion, ce qui implique que l'acquisition des données est dispendieuse et peut donc limiter le suivi régulier du phénomène étudié (Anderson et Gaston, 2013). C'est pourquoi, les drones sont devenus un outil très répandu pour les études écologiques à une échelle fine. Ils permettent effectivement un suivi efficace et rapide de phénomènes environnementaux à une échelle adaptée aux variables et paramètres visés (Anderson et Gaston, 2013), grâce à leur capacité de voler à faible altitude et à la performance des capteurs ultralégers (Laliberte *et al.*, 2010). De plus, les drones n'ont pas les contraintes opérationnelles des relevés par avion. En effet, les coûts d'acquisition des images sont beaucoup plus abordables et les drones sont plus facilement et rapidement déployés sur un site donné (Laliberte *et al.*, 2010 ; Madden *et al.*, 2015).

Étant donné le développement et l'essor relativement récents des drones, ils ont été peu utilisés pour étudier les milieux humides et les herbiers aquatiques, notamment au Québec. Dans le but de faciliter les inventaires et caractérisations de grandes zones d'herbiers aquatiques, le MTQ désire évaluer le potentiel de l'imagerie par drone pour obtenir les informations nécessaires aux suivis biologiques exigés par le MPO.

1.3. Objectifs

L'objectif général de cet essai vise à évaluer le potentiel de l'imagerie par drone pour la caractérisation d'herbiers aquatiques.

Les objectifs spécifiques sont :

- Catégoriser les herbiers aquatiques selon les peuplements de macrophytes, les densités et les taxons ;
- Déterminer la superficie des herbiers aquatiques ;
- Évaluer si les informations tirées de la classification des herbiers par imagerie drone correspondent aux besoins des suivis biologiques du MTQ.

2. Cadre théorique

2.1. Milieux humides : définition et importance

Les milieux humides, ou terres humides, se définissent comme étant des zones où le sol est saturé ou recouvert d'eau en permanence ou sur une portion de l'année suffisamment longue pour modifier les caractéristiques du sol, permettant ainsi l'établissement d'espèces végétales hygrophiles (Groupe de travail national sur les terres humides, 1997 ; Lynch-Stewart *et al.*, 1996). L'étendue, les conditions d'humidité du sol et la présence des communautés floristiques et fauniques de ces milieux peuvent varier selon les saisons, les conditions météorologiques, les sources d'apport en eau, etc., ce qui en font des écosystèmes dynamiques (Beaulieu *et al.*, 2010).

Le dynamisme que confèrent les activités et processus hydrologiques, pédologiques, géomorphologiques, climatiques et biologiques rend ces écosystèmes riches et précieux. En effet, les milieux humides possèdent une grande biodiversité et, grâce à la végétation aquatique, sont l'habitat d'alimentation, de reproduction, d'élevage et de couvert de protection de nombreuses espèces fauniques résidentes ou migratrices faisant partie du réseau alimentaire (Brooks *et al.*, 2019 ; Canards Illimités Canada, 2019 ; Faune et Flore du Pays, 2019). Les milieux humides procurent également une grande quantité de services écologiques, notamment grâce à leur capacité de rétention et de filtration de l'eau et à leur grande productivité. Ils jouent en effet un rôle dans l'approvisionnement en eau en alimentant les eaux souterraines et dans l'atténuation des inondations et des sécheresses en absorbant et retenant l'eau des précipitations, en régularisant les débits et en ralentissant le ruissellement (Canards Illimités Canada, 2019 ; Faune et Flore du Pays, 2019). Les milieux humides permettent aussi de filtrer les eaux et de retenir les sédiments et les polluants, pendant que les végétaux de ces milieux absorbent les éléments nutritifs provenant des terres environnantes et protègent la rive de l'érosion (Faune et Flore du Pays, 2019). Finalement, la productivité des milieux humides permet de lutter contre les changements climatiques en stockant du carbone (Canards Illimités Canada, 2019 ; MDDELCC, 2018) et crée des opportunités économiques (récréatives, éducatives, touristiques, etc.) (Faune et Flore du Pays, 2019 ; Lynch-Stewart *et al.*, 1996). En somme, les milieux humides sont des

écosystèmes clés de notre environnement qui méritent d'être protégés et conservés pour la biodiversité et tous les services écologiques rendus.

2.2. Drones

Les drones ont été inventés dès la fin du XIX^e siècle aux États-Unis pour une utilisation militaire, mais c'est autour des années 1970 que leur participation militaire a véritablement commencé (Zubeldia, 2012). Le terme « drone » fait maintenant partie du langage courant et désigne aujourd'hui tout aéronef volant sans pilote à bord, *Unmanned Aerial Vehicles* (UAV) ou *Unmanned Aerial Systems* (UAS) en anglais, qu'il soit militaire, civil ou récréatif (Botton, 2017). L'essor des drones pour application civile (professionnelle) ou récréative a débuté au début des années 2000, lorsque la recherche et le développement des drones ont été démocratisés (Zubeldia, 2012), que le développement technologique a permis de perfectionner et de rendre accessibles des composantes électroniques miniaturisées et que le gouvernement américain a mis fin à la dégradation volontaire du signal GPS (Botton, 2017). Cet engouement mondial a inévitablement permis d'améliorer la qualité des appareils, de diminuer leur prix d'acquisition et de développer toujours plus de composantes pouvant y être fixées (Marcaccio *et al.*, 2015). De formes et dimensions diverses, les drones utilisés dans la majorité des études environnementales et écologiques sont de petits appareils de moins de 30 kg dont la durée de vol et la portée sont limitées (Anderson et Gaston, 2013). Les sections qui suivent concernent uniquement ce type d'appareils.

2.2.1. Types de voilure

Il existe deux grandes catégories de drones civils et récréatifs, soit des modèles à voilure fixe et des modèles à voilure rotative (ou multirotors) (Figure 1). Chacun possède ses avantages et inconvénients qui les rendent adaptés ou non à diverses applications. Il importe donc de choisir le modèle qui convient aux besoins et exigences de l'expérimentation, des données à acquérir et aux conditions du territoire à couvrir (Madden *et al.*, 2015).

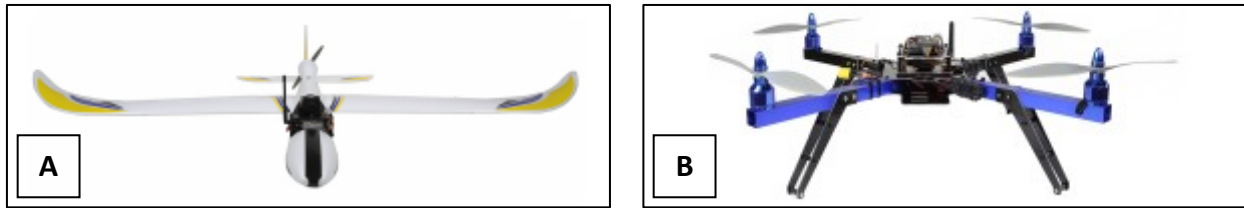


Figure 1. Exemples de drones. A) À voilure fixe, B) À voilure rotative (tiré de Borreill, 2013)

Les drones à voilure rotative ont la capacité de demeurer immobiles et de voler à de faibles altitudes et vitesses (Borreill, 2013). De plus, le décollage et l'atterrissage s'effectuent à la verticale. Ces caractéristiques les prédisposent, par exemple, à des applications de photographie aérienne à très haute résolution spatiale, d'inspection de structures et d'expérimentations à profil vertical (Anderson et Gaston, 2013 ; Borreill, 2013). Comparativement aux drones à voilure fixe, ce type de drone se contrôle plus précisément (Anderson et Gaston, 2013) et est plus manœuvrable dans les environnements circonscrits, tels que les milieux humides entourés d'arbres (Meneses *et al.*, 2018). Habituellement absent chez les drones à voilure fixe, le système de stabilisation des drones à voilure rotative permet de réduire les vibrations de la caméra et le brouillage sur les images et de modifier l'angle de la caméra durant le vol (Kalacska *et al.*, 2017 ; Meneses *et al.*, 2018). Les drones à voilure rotative sont cependant plus énergivores que les drones à voilure fixe, ce qui influe sur leur endurance en vol (Madden *et al.*, 2015) et peut obliger un utilisateur à multiplier les déploiements pour compléter la couverture d'un grand territoire (Meneses *et al.*, 2018).

Pour leur part, grâce à leur aérodynamisme et leur meilleure capacité de glissement, les drones à voilure fixe peuvent parcourir de longues distances et voler à de hautes altitudes (Madden *et al.*, 2015 ; Meneses *et al.*, 2018). Ils sont donc idéaux pour couvrir de grandes étendues, par exemple pour des applications orographiques et des missions de recherche et de sauvetage (Borreill, 2013). Ces drones peuvent également voler à des vitesses plus élevées que les drones à voilure rotative, quoique la prise de photos doit s'effectuer à des vitesses relativement faibles pour éviter le brouillage sur les images (Anderson et Gaston, 2013). Ce type de drone nécessite une grande aire dégagée pour le décollage et l'atterrissage (Madden *et al.*, 2015).

Dans l'étude comparative de Meneses *et al.* (2018), grâce à son système de stabilisation, le drone à voilure rotative a permis d'obtenir des images plus nettes, avec moins de brouillage et d'une

meilleure résolution spatiale que le drone à voilure fixe. Ce niveau de qualité a mené à un modèle numérique d'élévation (MNÉ) plus précis pour la photogrammétrie. Cependant, concernant l'alignement des photos, la plus faible erreur quadratique moyenne (*Root Mean Square Error* – RMSE) a été obtenue à partir des images du drone à voilure fixe.

2.2.2. Composantes internes

Le pilotage et le contrôle du drone sont rendus possibles grâce au système de navigation interne (récepteur GNSS) qui travaille de concert avec les instruments de mesure internes (baromètre, compas magnétique, gyroscope, accéléromètre, sonar, etc.) (Madden *et al.*, 2015). Ces instruments permettent d'améliorer la navigation, la stabilité et le contrôle de l'appareil en le maintenant à niveau et à l'altitude désirée. Certains drones sont aussi maintenant équipés de capteurs optiques qui permettent d'éviter les collisions avec des obstacles, sans intervention nécessaire de la part de l'opérateur (Hardin *et al.*, 2019). Les données de localisation, d'orientation, de vitesse, d'altitude du drone, du niveau de charge des piles et la durée estimée restante du vol sont des informations transmises en direct sur le module de contrôle de l'opérateur (Hardin *et al.*, 2019 ; Madden *et al.*, 2015). La caméra vidéo est aussi une composante importante qui permet d'observer la vue en direct sur le module de contrôle.

2.2.3. Mode de pilotage

Les drones sont généralement équipés pour pouvoir voler selon deux modes : en pilotage automatique ou en pilotage manuel. Lors d'un vol en pilotage automatique, le drone parcourt simplement un plan de vol préprogrammé en fonction de points de localisation et selon l'altitude, la vitesse et les pourcentages de recouvrement latéral et longitudinal désirés (Anderson et Gaston, 2013 ; Madden *et al.*, 2015). Le pilotage automatique permet à des utilisateurs novices de se charger de la conduite du drone, alors que le pilotage manuel nécessite des aptitudes et de l'expérience de pilotage, notamment au moment des décollages et atterrissages (Meneses *et al.*, 2018). Dans le cas des drones à voilure fixe, le décollage et l'atterrissage doivent tout de même habituellement être effectués manuellement (Anderson et Gaston, 2013), ce qui demande plus de compétences de la part de l'opérateur (Hardin *et al.*, 2019 ; Madden *et al.*, 2015).

2.2.4. Avantages pour la recherche

La télédétection satellitaire, aéroportée et les relevés sur le terrain ont grandement été utilisés pour étudier les milieux humides et leur végétation (Cho *et al.*, 2012 ; Marcaccio *et al.*, 2015). Les inconvénients de ces approches de télédétection concernent principalement les faibles résolutions temporelle et spatiale, le temps nuageux et les conditions atmosphériques, alors que pour les relevés sur le terrain, l'obstacle majeur touche la capacité à couvrir l'entièreté d'un territoire et l'accessibilité.

Pouvant contrer les inconvénients des méthodes conventionnelles, les drones sont devenus des outils très répandus dans une grande variété de projets de recherche, notamment pour le suivi et la cartographie de milieux humides (Madden *et al.*, 2015). Ils se révèlent être un complément ou une alternative aux relevés de terrain pour plusieurs auteurs, car ils sont une méthode efficace et productive d'acquisition de données. Par exemple, la détermination du couvert végétal s'est avérée être 45 % plus rapide par drone que par relevé *in situ*, et ce, sans causer de différence dans l'interprétation du couvert végétal grâce à la très haute résolution spatiale des images (Marcaccio *et al.*, 2015).

Avec un drone, l'utilisateur a le pouvoir de récolter des données à très haute résolution spatiale, à plusieurs reprises, peu importe l'accessibilité de la zone et dans diverses conditions météorologiques. En effet, le déploiement d'un drone peut être répété selon une fréquence désirée ou requise pour la réalisation d'un projet (Madden *et al.*, 2015), ce qui constitue un net avantage par rapport à la résolution temporelle limitante de certains satellites (Zweig *et al.*, 2015). De plus, contrairement aux missions aéroportées, le déploiement est beaucoup plus rapide et économique (Anderson et Gaston, 2013 ; Madden *et al.*, 2015). Les drones permettent aussi l'acquisition de données à des endroits inaccessibles pour les plateformes satellitaires ou aéroportées, tels que le sous-étage d'une canopée forestière (Madden *et al.*, 2015). Ils peuvent également être déployés sur des zones difficiles à atteindre sur le terrain, comme des milieux humides où la navigation est difficile et où la caractérisation n'est pas possible à partir de la berge (Chabot et Bird 2013). Finalement, les drones ont aussi la capacité de voler dans de diverses conditions météorologiques, mis à part en période de vents violents, de tempête ou de froids

extrêmes (Madden *et al.*, 2015). Volant habituellement à basse altitude, les images par drone sont peu affectées par le couvert nuageux et les conditions atmosphériques.

2.2.5. Limitations

Certaines limitations doivent être considérées lors de la planification du déploiement d'un drone. D'abord, la principale limitation des drones est la durée du vol permise par les piles (Hardin *et al.*, 2019). Plusieurs facteurs peuvent affecter la puissance des piles : le poids des composantes et capteurs à transporter, l'énergie nécessaire à leur fonctionnement, l'altitude du drone et la force et la direction du vent (Anderson et Gaston, 2013 ; Hardin *et al.*, 2019). L'éloignement maximal du drone par rapport à sa base doit également être considéré, notamment en pilotage manuel, à cause de la portée du contrôle à distance qui permet de maintenir la communication entre les deux (Madden *et al.*, 2015). Dans tous les cas, la planification du déploiement à l'aide d'un logiciel de pilotage de drone permet d'optimiser l'utilisation des piles en fonction des différents paramètres nécessaires pour la mission (Hardin *et al.*, 2019).

Ensuite, dans un contexte de caractérisation d'un milieu humide, la disponibilité d'une surface nécessaire au décollage et à l'atterrissage peut être problématique. Étant donné que les drones à voilure rotative s'envolent à la verticale, une embarcation ou un quai est suffisant. Pour les drones à voilure fixe, qui ont normalement besoin d'une plus grande superficie pour le décollage et l'atterrissage, des stratégies ont été développées pour s'adapter aux espaces plus restreints (Madden *et al.*, 2015). Il existe par exemple des rampes de lancement, des catapultes et des systèmes d'atterrissage avec parachute. Des drones à voilure fixe sont aussi conçus pour décoller et amerrir sur l'eau comme des hydravions (Meneses *et al.*, 2018).

Puis, bien que les drones puissent voler dans toutes sortes de conditions météorologiques, le vent peut nuire à la prise d'images à cause de l'instabilité de l'appareil (Madden *et al.*, 2015). Les appareils légers et les drones à voilure fixe sont reconnus pour être plus sensibles au vent. Hardin *et al.* (2019) mentionnent que les instruments de mesure internes sont capables de maintenir un drone au niveau lors de vents d'au plus 25 km/h. Au-delà de cette vitesse, le système de stabilisation du drone nécessite beaucoup d'énergie, peut réduire la durée du vol et même compromettre le vol.

Finalement, l'utilisation d'un drone est réglementée par Transports Canada via le Règlement de l'aviation canadien. De nouvelles règles ont été publiées le 9 janvier 2019 et sont en vigueur depuis le 1^{er} juin 2019 (Transports Canada, 2019). Ces règles concernent les drones pesant entre 0,25 et 25 kg et opérés en visibilité directe, peu importe qu'ils soient pilotés à des fins récréatives ou professionnelles. À présent, il y a donc deux catégories d'opérations, de base et avancées, et chacune contient ses restrictions d'usages et règles à respecter concernant la distance des passants permise et la possibilité d'avoir accès à l'espace aérien contrôlé. Dans les deux cas, l'opérateur doit obtenir le certificat de pilote correspondant à la catégorie d'opérations désirée et le drone doit être immatriculé et marqué. D'autres lois sont également impliquées dans le pilotage d'un drone, telles que le Code criminel pour la sécurité aérienne et les lois pour la protection de la vie privée.

2.3. Caractérisation de la végétation aquatique par télédétection

2.3.1. Signature spectrale de la végétation

À l'image des empreintes digitales, les espèces végétales, qu'elles soient terrestres ou aquatiques, possèdent une signature spectrale distincte (Figure 2). Cependant, la signature spectrale d'une espèce varie dans différentes conditions qui ont un impact sur sa réflectivité. Ces facteurs sont liés à différents niveaux d'observation, soit :

- L'anatomie et la physiologie de la feuille : structure cellulaire, épaisseur de la cuticule, teneur en eau, teneur en pigments, état de santé, sénescence (Figure 2) ;
- La morphologie de la plante : surface foliaire, géométrie, orientation et inclinaison de la feuille, disposition des feuilles, ramifications et lignification des tiges ;
- La structure de la canopée : densité du peuplement, recouvrement, texture.

Pour optimiser les chances de détection d'une espèce, il faut donc considérer tous ces facteurs. D'ailleurs, c'est une des raisons pour lesquelles Brooks *et al.*, 2019 ont enregistré la signature spectrale de différentes espèces de macrophytes submergés à trois échelles différentes : à 10 cm au-dessus d'un spécimen sorti de l'eau (empreinte de 5 cm de rayon), à 1 m de hauteur de la surface de l'eau au-dessus de peuplements homogènes d'espèces dominantes connues

(empreinte de 45 cm de rayon), et à 10 m de hauteur au-dessus de ces mêmes peuplements (empreinte de 4,5 m de rayon).

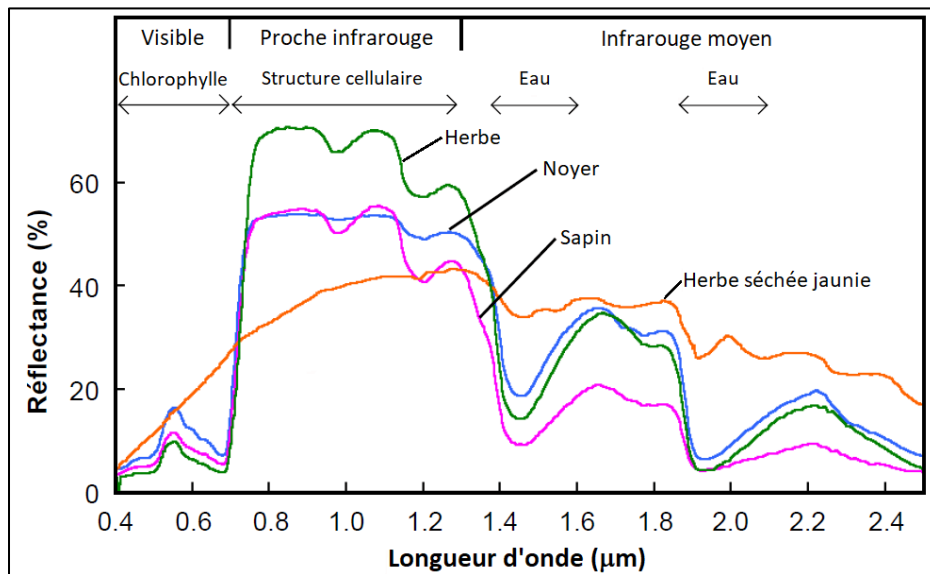


Figure 2. Signature spectrale de différentes espèces de végétaux et à différents stades de sénescence. Les principales composantes des feuilles influençant la signature sont inscrites dans le haut du graphique (modifié de Microlmages, 2012)

2.3.1.1. Anatomie et physiologie de la feuille

L'anatomie et la physiologie des feuilles évoluent naturellement dans le temps à travers les saisons, du débourrement des bourgeons à la chute des feuilles, ou peuvent subir des changements dus au stress, comme lors d'une sécheresse. Les différentes composantes internes des feuilles n'influencent pas la réflectance également à toutes les longueurs d'onde du spectre électromagnétique (Jensen, 2005). L'impact des composantes dépend en effet de leur pouvoir d'absorption des différentes longueurs d'onde (Figure 2).

Dans le spectre visible, ce sont les pigments, plus densément présents dans le parenchyme palissadique (Figure 3), qui font le plus varier la signature spectrale puisque c'est cette lumière qui alimente la photosynthèse (Campbell, 1995). Ces pigments absorbent plus fortement les radiations dans le bleu et dans le rouge, ce qui permet d'observer un pic de réflectance dans la bande du vert (Jensen, 2005). C'est pourquoi les feuilles nous apparaissent vertes. À l'automne, la production de chlorophylle cesse (Campbell, 1995) et d'autres pigments (caroténoïdes,

anthocyanes) dominant alors (Jensen, 2005). Sans être masqués par les chlorophylles, les autres pigments font voir leur couleur jaune, rouge et orangée.

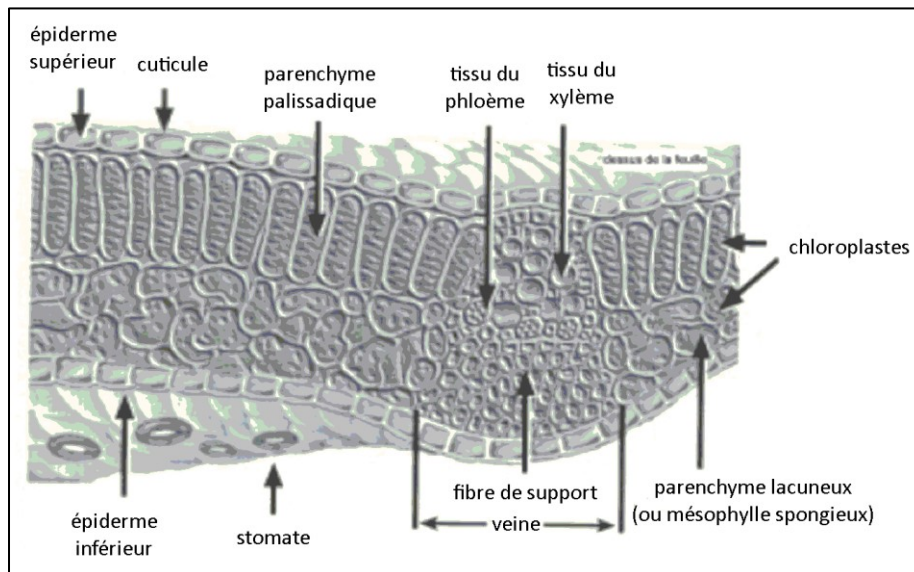


Figure 3. Coupe transversale d'une feuille (modifié de Jensen, 2005)

À la frontière des longueurs d'onde du rouge et du proche infrarouge (PIR), la réflectance des végétaux augmente très fortement. Cette région du spectre est appelée le *red-edge* (Jensen, 2005). Dans le PIR, la signature spectrale de la végétation varie en fonction de la structure anatomique cellulaire des feuilles, plus précisément de la couche du parenchyme lacuneux (Figure 3). Cette couche est constituée de cellules irrégulières et d'espaces intercellulaires vides qui stockent les gaz nécessaires à la photosynthèse et à la respiration (Jensen, 2005). Cet arrangement de cellules lâches et d'espaces intercellulaires cause la dispersion des radiations dans tous les sens, ce qui résulte en de très hautes réflectance. Ces longueurs d'onde sont donc très utilisées pour déterminer l'état de santé et la vigueur des végétaux (Madden *et al.*, 2015). À l'automne, les cellules se vident de leur eau et la structure interne et les couches de la feuille se désorganisent, ce qui a pour effet de diminuer la réflectance dans le PIR.

Dans l'infrarouge moyen, c'est la teneur en eau des feuilles qui modifie la signature spectrale. À ces longueurs d'onde, et particulièrement vers 1450 et 1900 nm, l'eau a un grand pouvoir d'absorption des radiations (Jensen, 2005). Le parenchyme lacuneux est aussi la couche qui contient le plus d'eau (Figure 3). Ces longueurs d'onde sont donc très utilisées pour détecter le

stress hydrique chez les végétaux. À l'automne, en se vidant de leur eau, l'absorption des radiations est beaucoup moins importante, ce qui résulte en une plus grande réflectance dans ces longueurs d'onde.

2.3.1.2. Morphologie de la plante et structure de la canopée

Le signal reçu par un capteur est aussi affecté par la morphologie de la plante et la structure de la canopée (UVED, 2008). Par exemple, l'angle d'une feuille, à l'horizontale comme un nénuphar ou à la verticale comme une graminée, modifie la quantité de rayonnement reçue et peut donc réfléchir ou disperser davantage de radiations. Les angles du soleil et du capteur par rapport à la cible ont évidemment aussi un rôle à jouer dans la variabilité de la réflectance (UVED, 2008). De plus, le rayonnement incident peut réfléchir sur plusieurs feuilles et branches de la canopée avant de finalement être partiellement dispersé ou capté. Il est plus probable qu'une telle réflexion multiple ait lieu dans un couvert dense. À l'inverse, dans le cas d'une plante isolée, le signal capté est davantage affecté par le sol (UVED, 2008).

2.3.2. Télédétection de la végétation aquatique

La végétation aquatique peut être divisée en trois formes d'herbier, soit l'herbier submergé, l'herbier flottant et l'herbier émergent. Des indices de végétation peuvent être calculés à partir d'images multi ou hyperspectrales, afin de faciliter leur détection et leur identification.

2.3.2.1. Télédétection de la végétation aquatique submergée

Le plus grand défi de la télédétection de la végétation aquatique concerne la végétation aquatique submergée (VAS). Le fait que ces herbiers soient complètement immergés complique énormément leur détection. Plusieurs facteurs peuvent affecter le rayonnement lumineux et doivent être pris en considération : l'atténuation de la lumière, l'absorption du rayonnement infrarouge par l'eau, la turbidité, la composition du substrat et la surface de l'eau (Brooks *et al.*, 2019 ; Cho *et al.*, 2012 ; Purkis et Roelfsema, 2015 ; Silva *et al.*, 2008).

D'abord, étant donné que la transmittance des radiations solaires est plus réduite dans l'eau que dans l'air, l'éclairement de la VAS dans les différentes longueurs d'onde est plus faible (Purkis et Roelfsema, 2015). L'atténuation de la lumière augmente avec la profondeur de l'eau et avec la

longueur d'onde, réduisant donc la réflectance reçue au capteur (Figure 4). Ce phénomène est plus remarquable dans le PIR et est lié au fait que l'absorption de la lumière augmente de façon quasi-exponentielle (Purkis et Roelfsema, 2015 ; Visser *et al.*, 2013). Alors que le rayonnement dans le violet et le bleu pénètre plus profondément dans la colonne d'eau, le rayonnement du PIR est quant à lui absorbé dans les premiers décimètres de profondeur, rendant impossible la détection de la VAS à l'aide du pic de réflectance de la végétation dans le PIR (Purkis et Roelfsema, 2015).

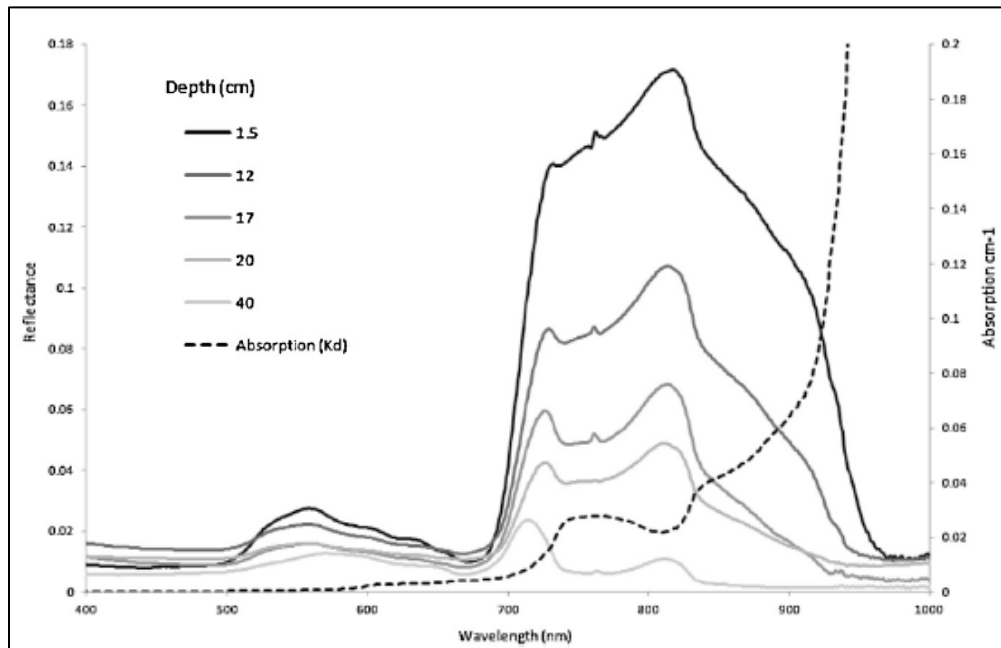


Figure 4. Signature spectrale d'un macrophyte submergé (*Ranunculus aquatilis*) selon la profondeur et coefficient d'absorption correspondant (tiré de Visser *et al.*, 2013)

Ensuite, la turbidité est la teneur en matières en suspension, minérales ou organiques, dans la colonne d'eau. Ces constituants causent aussi l'atténuation de la lumière (Purkis et Roelfsema, 2015) en dispersant ou en absorbant les radiations (Silva *et al.*, 2008). Dans les différentes longueurs d'onde, la dispersion et l'absorption de la lumière s'effectuent de façon inégale selon la nature des constituants (Turpie, 2013). Par exemple, la chlorophylle du phytoplancton agit comme celle des plantes vasculaires et absorbe fortement les longueurs d'onde du bleu, alors que des sédiments sableux ou limoneux causent une grande dispersion de la lumière à cause de la brillance de leur surface (Cho *et al.*, 2012).

Puis, le substrat peut affecter le rayonnement de la lumière et contribuer au spectre de réflectance si la profondeur, la turbidité et le recouvrement de macrophytes le laissent à découvert (Cho *et al.*, 2012 ; Silva *et al.*, 2008 ; Turpie, 2013). De plus, la réflectance mesurée pourrait aussi varier si l'albédo du substrat change (Cho *et al.*, 2012).

Pour ce qui est de la surface de l'eau, celle-ci peut causer de la réflexion spéculaire ou diffuse selon sa rugosité, la présence de débris, etc., et ce, autant pour le rayonnement provenant du dessus que du dessous de la surface de l'eau (Purkis et Roelfsema, 2015 ; RNCAN, s.d.).

En somme, tous ces facteurs sont si importants que Visser *et al.* (2013) affirment que les chances sont réduites de réussir à classer des espèces de macrophytes submergés avec exactitude à l'aide de la réflectance spectrale. Plusieurs études ont malgré tout montré une bonne capacité à détecter la VAS et à différencier certaines espèces, mais surtout à de faibles profondeurs (par exemple, Anker *et al.*, 2014 ; Chabot *et al.*, 2018 ; Chen *et al.*, 2018 ; Flynn et Chapra, 2014 ; Koedsin *et al.*, 2016). Silva *et al.* (2008) affirment qu'il est nécessaire de séparer le signal reçu de la plante de l'interférence de la colonne d'eau. Lors du prétraitement des images, certains facteurs, comme le miroitement, l'interface air-eau et la profondeur de la colonne d'eau, peuvent être atténués ou supprimés à l'aide de corrections (Cho *et al.*, 2012). Aussi, à partir de prises de mesure expérimentales en laboratoire et sur le terrain, des auteurs ont développé un algorithme de correction (Cho *et al.*, 2012). Celui-ci s'est avéré performant pour restaurer le signal des macrophytes submergés, même dans le PIR et, ainsi, permettre l'utilisation de cette bande dans la détection de la VAS.

2.3.2.2. Télédétection de la végétation aquatique flottante et émergente

Le comportement spectral de la végétation aquatique flottante et émergente s'apparente à celui de la végétation terrestre, car il n'y a pas de colonne d'eau à gérer (Brooks *et al.*, 2019). Cependant, en peuplement de faible densité, la surface de l'eau peut quand même affecter le signal à cause de la réflexion et de l'absorption des radiations (RNCAN, s.d.). Avec les herbiers flottants, les feuilles plates et l'absence de relief permettent d'obtenir des réflectances plus fortes que chez les herbiers émergents où les réflexions multiples et la dispersion du signal réduisent la réflectance résultante (UVED, 2008). De plus, il existe une difficulté supplémentaire avec la

végétation aquatique émergente par rapport à la végétation terrestre. En effet, parmi les herbiers émergents, certaines espèces sont aquatiques obligées et d'autres sont aquatiques facultatives (MDDELCC, 2015). Ces dernières peuvent donc se retrouver en milieu terrestre ou aquatique. L'implication de cet élément concerne la différence de comportement du rayonnement au contact de la surface de l'eau ou de la surface du sol. Une même espèce aquatique facultative pourrait donc avoir différentes signatures spectrales selon qu'elle est inondée ou exondée.

2.3.2.3. Indices de végétation

Les indices ont la capacité de mettre en valeur la contribution des propriétés biophysiques de la végétation. Le calcul de l'indice transforme les données multispectrales et les rend plus sensibles à ces propriétés (Jensen, 2005). Il est alors possible de faire des comparaisons spatiales et temporelles de l'état de santé et des variations de la structure de la canopée. Les indices ont aussi des limites à pouvoir comparer leurs valeurs. En effet, tel que vu précédemment, étant donné que l'indice est basé sur le comportement spectral de la végétation, la relation entre l'indice et les propriétés biophysiques subit des variations en fonction de l'espèce végétale et des saisons.

Les indices impliquent le plus souvent deux bandes, soit le rouge et le PIR à cause de leur relation inverse (grande absorption du rouge par la chlorophylle et grande réflectance du PIR par le parenchyme lacuneux). La majorité des indices sont présentés sous forme de simple rapport ou de rapport de différence normalisé. Ces derniers sont moins affectés par l'effet de divers facteurs, tels que l'angle de visée, les conditions d'éclairage, la topographie et l'effet du sol (Jensen, 2005). L'indice de végétation le plus courant est le *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) (Figure 5). Ses valeurs varient de -1 à 1. Les valeurs négatives correspondent à des surfaces non-végétales (eau, neige, nuage), près de zéro (-0,1 à 0,1), il s'agit de sols nus et pour les valeurs positives, plus elles sont élevées, plus le couvert est dense et vigoureux.

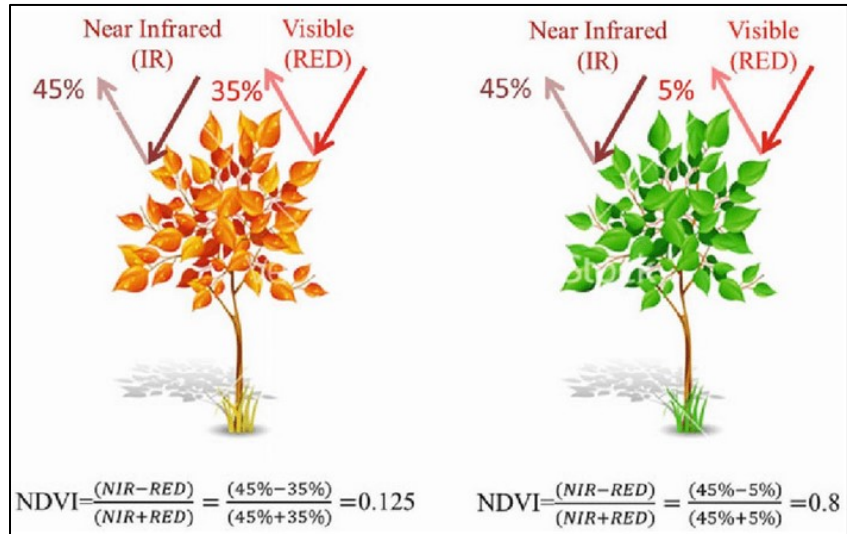


Figure 5. Exemple de calculs de l'indice NDVI selon la saison (tiré de Li *et al.*, 2013)

2.3.3. Capteurs pour étudier les milieux humides et les herbiers aquatiques

Il existe de nombreux capteurs de télédétection qui permettent d'étudier les herbiers aquatiques. Grâce au développement et à la miniaturisation de l'équipement, de nombreux capteurs peuvent aussi maintenant être embarqués sur des drones (Cho *et al.*, 2012 ; Madden *et al.*, 2015).

2.3.3.1. Capteurs imageurs

Du côté des capteurs imageurs, on retrouve d'abord les caméras conventionnelles RVB, qui sont déjà largement disponibles pour les drones. N'offrant que trois bandes (rouge, vert et bleu) dans le spectre visible, il est préférable de n'accomplir que des tâches simples avec de telles caméras, par exemple pour effectuer une délimitation générale d'un milieu humide (Madden *et al.*, 2015).

Ensuite, l'augmentation du nombre de bandes et l'utilisation d'une plus grande étendue du spectre électromagnétique permettent d'augmenter les chances de pouvoir séparer des classes. En imagerie multispectrale, le capteur détecte les radiations dans un petit nombre de bandes larges, allant habituellement du bleu au PIR (Cho *et al.*, 2012 ; Guo *et al.*, 2017). Tel que vu précédemment, le PIR est une bande très utilisée pour étudier la végétation, car elle est indicatrice de la santé et de la vigueur de la végétation (Madden *et al.*, 2015). Pour la caractérisation des milieux humides, l'imagerie multispectrale a la capacité de les délimiter et de distinguer les formes d'herbier aquatique (submergé, flottant, émergent) et certaines espèces.

Pour sa part, l'imagerie hyperspectrale permet de capter les radiations réfléchies dans des dizaines à des centaines de bandes étroites et adjacentes du spectre électromagnétique (Cho *et al.*, 2012 ; Guo *et al.*, 2017 ; Madden *et al.*, 2015). Les caméras hyperspectrales fournissent donc une caractérisation fine et détaillée du spectre de la végétation, de ses propriétés biophysiques et de sa composition chimique (Madden *et al.*, 2015). Grâce à sa plus grande résolution spectrale, l'imagerie hyperspectrale est plus performante que l'imagerie multispectrale pour distinguer différentes espèces végétales terrestres et aquatiques (Guo *et al.*, 2017 ; Silva *et al.*, 2008). La riche information spectrale la rend particulièrement intéressante pour la VAS (Silva *et al.*, 2008). En effet, comme l'effet d'atténuation du signal nuit à la capacité de séparabilité des cibles, les fines caractéristiques des signatures spectrales augmentent les chances de discrimination. L'inconvénient de l'imagerie hyperspectrale, c'est qu'elle est plus coûteuse que l'imagerie multispectrale, qu'elle récolte une très grande quantité de données et qu'elle implique conséquemment des traitements plus lourds et des analyses plus complexes (Anker *et al.*, 2014 ; Cho *et al.*, 2012). Il importe donc d'évaluer correctement les besoins avant de s'y engager.

2.3.3.2. Capteurs non-imageurs

Dans la catégorie des capteurs non-imageurs, un appareil qui est utilisé par plusieurs auteurs pour l'étude de la végétation aquatique est le spectroradiomètre qui permet de recueillir les signatures spectrales des espèces visées (par exemple, Anker *et al.*, 2014 ; Brooks *et al.*, 2019 ; Pu *et al.*, 2015 ; Visser *et al.*, 2013). Le spectroradiomètre peut être multi- ou hyperspectral. Avec ce dernier, la signature spectrale des cibles est plus complète, ce qui permet d'avoir une séparabilité spectrale optimale entre les classes et résulte en une classification plus exacte des végétaux. Ces données spectrales spécifiques, enregistrées à proximité des cibles, peuvent être utilisées comme référence servant à l'entraînement des classifications, ce qui permet de minimiser la confusion entre les classes (Cho *et al.*, 2012). Prises du haut des airs, ces données peuvent aussi servir à la calibration radiométrique et à la correction atmosphérique des images (Anker *et al.*, 2014).

Le sonar est un système hydroacoustique qui n'est pas affecté par la turbidité de l'eau, ni par de mauvaises conditions météorologiques (Bučas *et al.*, 2016). Les sonars multifaisceaux peuvent révéler la structure tridimensionnelle d'un peuplement de macrophytes (étalement vertical dans

la colonne d'eau, densité) (Silva *et al.*, 2008). Grâce à leur différente occupation de la colonne d'eau, Bučas *et al.* (2016) ont montré la capacité d'un sonar à balayage latéral à différencier une algue charophyte (dont fait partie *Nitella*) des plantes aquatiques submergées. Comparativement à l'imagerie spectrale, les capteurs hydroacoustiques ne peuvent cependant pas couvrir une zone d'étude en entier et le niveau de détail atteint est plus faible (Purkis et Roelfsema, 2015).

Le LiDAR a aussi démontré des aptitudes à capter la structure de la végétation aquatique (Madden *et al.*, 2015). Cependant, étant donné que la majorité des LiDAR émet dans le spectre infrarouge (1064 nm), leur signal est fortement atténué par l'absorption de l'eau, affectant ainsi l'exactitude des mesures de la canopée de la VAS (Silva *et al.*, 2008). Il existe également des LiDAR bathymétriques dont la lumière se situe dans les longueurs d'onde du bleu-vert (532 nm) (Madden *et al.*, 2015). Cette caractéristique permet de réduire l'atténuation du signal par l'absorption de l'eau et la dispersion du signal due à la turbidité (Silva *et al.*, 2008). Des capteurs LiDAR peuvent aussi être montés sur drone. L'avantage par rapport au LiDAR aéroporté est que la densité de points est plus grande grâce à la plus faible altitude des drones, augmentant conséquemment l'exactitude des classifications (Madden *et al.*, 2015). De plus, les données LiDAR tridimensionnelles sont aussi utilisées pour créer des modèles numériques d'élévation (MNÉ) et de surface (MNS) (Guo *et al.*, 2017). Il est également possible d'obtenir un MNS via le traitement d'images par *Structure from Motion* (SfM), mais Madden *et al.* (2015) affirment que le nuage de points denses généré par SfM est de moindre qualité que celui d'un LiDAR, notamment à cause de leur plus faible précision verticale.

2.3.4. Approches de traitements d'image pour la végétation aquatique

À travers les années, la télédétection a permis l'observation, la cartographie, le suivi environnemental et une meilleure compréhension des milieux humides et leur dynamique, par exemple grâce à la distinction des communautés de macrophytes, la détermination de la distribution des herbiers, l'évaluation de la biomasse et l'identification des espèces (Silva *et al.*, 2008). Avec l'évolution des capteurs et des plateformes de télédétection, les résolutions spatiales disponibles se sont raffinées et l'étendue du spectre électromagnétique utilisable s'est élargi. Ce

développement technologique a également touché les techniques de traitement d'image, dont quelques-unes sont présentées ici.

2.3.4.1. Classification par interprétation visuelle

L'interprétation visuelle, ou photointerprétation, est une méthode développée avec la venue de la photographie aérienne (Guo *et al.*, 2017). Ces photos peuvent être en niveau de gris, en couleurs vraies (RVB) ou en un composé fausses couleurs qui intègre habituellement une bande dans le PIR et qui a l'avantage d'accentuer le contraste entre la végétation (souvent associée au canal rouge), les étendues d'eau et les zones urbaines (Provencher et Dubois, 2007). L'observation est en deux dimensions pour une seule photo, mais l'observation d'un couple de photos ayant un fort recouvrement permet l'interprétation visuelle par analyse stéréoscopique. La vue stéréoscopique permet de distinguer plus aisément les objets, ce qui facilite grandement leur identification (Provencher et Dubois, 2007). L'œil humain ne pouvant détecter que le spectre visible, la classification d'une image selon des classes d'intérêt nécessite la reconnaissance et l'identification des cibles en tant que groupes homogènes de pixels en se basant sur la tonalité, la forme, la taille, la texture, l'arrangement spatial, les ombres et les associations entre les objets. Néanmoins, l'expérience de l'utilisateur et sa connaissance des objets présents sur le territoire sont d'une grande aide pour classer l'occupation du sol et identifier des végétaux (Provencher et Dubois, 2007). Autrefois réalisée manuellement avec un stéréoscope, la photointerprétation est maintenant informatisée, bien que la segmentation du territoire reste toujours un exercice réalisé par l'utilisateur.

2.3.4.2. Structure from Motion

Le SfM a été utilisé par de nombreux auteurs dans des études sur les milieux humides et la végétation aquatique à travers le monde (par exemple, Jing *et al.*, 2017 ; Kalacska *et al.*, 2017 ; Meneses *et al.*, 2018). Il s'agit d'une approche photogrammétrique qui effectue la reconstruction tridimensionnelle des objets d'un paysage en un nuage de points à partir d'un ensemble d'images avec fort recouvrement (Madden *et al.*, 2015). Avec de larges recouvrements latéral et longitudinal (~ 80 %) entre les images, un même objet donné se retrouve dans plusieurs images

à la fois, mais dans un angle différent. Le nuage de points permet principalement de générer un MNS et des orthomosaïques (Madden *et al.*, 2015).

La chaîne de traitement du SfM comporte plusieurs étapes (Figure 6). D'abord, un algorithme (comme le *Scale-Invariant Feature Transform* (SIFT) ou ses dérivés (Kalacska *et al.*, 2017)) détecte les objets (aussi nommés points clés), identifie leur correspondance dans les autres images du jeu de données (Lehmann *et al.*, 2017) et les apparie (Gross et Heumann, 2016). Au fil des appariements des points clés des images, cet algorithme détermine également les paramètres d'orientation de la caméra (Gross et Heumann, 2016 ; Meneses *et al.*, 2018). Ensuite, pour la reconstruction stéréoscopique, un nuage de points clairsemés tridimensionnel est créé à partir de points de liaison. Ceux-ci peuvent être générés automatiquement par la projection des points clés dans la troisième dimension, manuellement marqués par l'utilisateur ou provenir des points de contrôle au sol (Pix4D, 2019a). Puis, leur densification mène à la production d'un nuage de points denses, à partir duquel peuvent être générés un maillage (formé de la triangulation des points denses) et un MNS (Pix4D, 2019b). Finalement, le MNS est utilisé pour corriger les distorsions dues à la perspective des images et contribue ainsi à produire une orthomosaïque par bande spectrale, dont les pixels sont en valeur de réflectance. Des logiciels, comme Pix4Dmapper (Pix4D, 2018), ont aussi la capacité de calculer des indices spectraux à partir des orthomosaïques des bandes et de générer leurs orthomosaïques correspondantes.

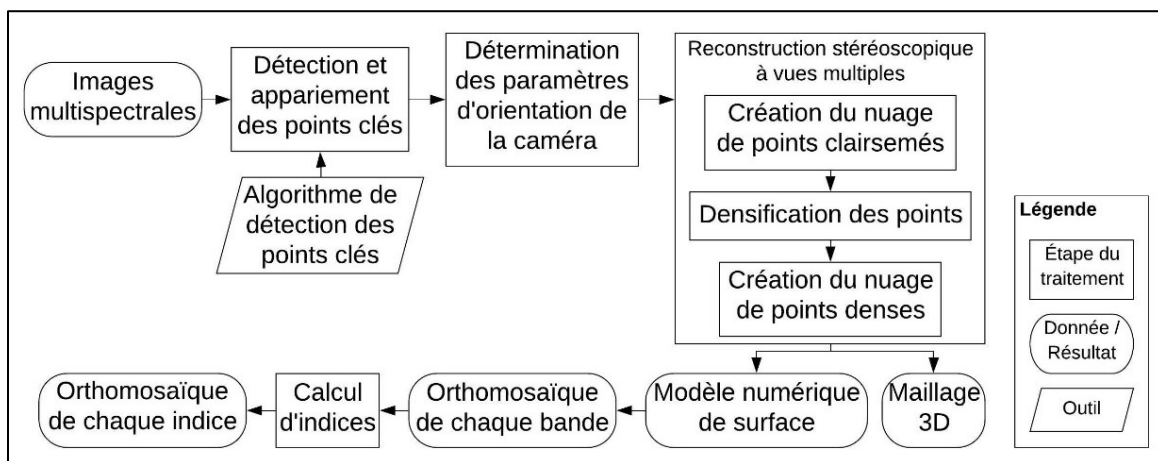


Figure 6. Chaîne des opérations du *Structure from Motion*

C'est ainsi que dans le cadre de cet essai, la procédure du SfM a permis de produire le MNS, les orthomosaïques des cinq bandes et des indices (NDVI, NDVIRE, B/V) qui ont ensuite été utilisés comme données d'entrée pour les classifications dirigées. Il a d'ailleurs été démontré que l'ajout d'un MNS dans une classification augmente son exactitude (Husson *et al.*, 2017). En effet, la reconstruction 3D du paysage fournit une information supplémentaire sur la hauteur de la végétation et peut aider à distinguer les formes d'herbiers aquatiques et certaines espèces (Madden *et al.*, 2015).

2.3.4.3. Classification par pixel

Les imageries aérienne et satellitaire, multispectrale et hyperspectrale et de résolution spatiale variée sont grandement utilisées pour la classification par pixel de milieux humides et d'herbiers aquatiques (Guo *et al.*, 2017). Cette approche de classification utilise l'information spectrale pixel par pixel pour regrouper les pixels semblables et, ainsi, classifier l'occupation du territoire en classes thématiques (Caloz et Collet, 2001 ; Guo *et al.*, 2017). Un désavantage de l'approche par pixel est qu'elle ne considère pas l'environnement autour d'un pixel donné. Pourtant, la valeur de réflectance qu'obtient un pixel est en réalité grandement influencée par le signal des pixels autour (Jensen, 2005).

Il existe deux catégories de classification par pixel : la classification non-dirigée et la dirigée. Dans le premier cas, aucune information sur la zone d'étude n'est requise (Caloz et Collet, 2001). Elle est donc appropriée lorsque les données *in situ* sont limitées ou inexistantes (Jensen, 2005). Seule la ressemblance spectrale entre les pixels permet de les classer en un nombre de classes prédéterminé par l'utilisateur. Celui-ci s'occupe ensuite de nommer les classes en fonction de son interprétation. Cette tâche peut être complexe lorsque des classes s'avèrent contenir différents types de couvert à cause du chevauchement de leurs signatures spectrales. L'utilisateur doit donc connaître leurs propriétés spectrales pour procéder à l'étiquetage de ces classes mixtes (Jensen, 2005). Bien que Cho *et al.* (2012) et Guo *et al.* (2017) mentionnent que la classification non-dirigée a déjà été utilisée pour cartographier des milieux humides et des herbiers aquatiques, aucun des articles scientifiques consultés ne met cette méthode en pratique.

Dans la classification dirigée, l'affectation d'un pixel à une classe se fait grâce à ses caractéristiques spectrales comparées à la signature spectrale des classes définie grâce aux zones d'entraînement (groupe de pixels de classe connue) (Caloz et Collet, 2001 ; Lauer, 2013). La chaîne d'opérations d'une classification dirigée comprend plusieurs étapes (Figure 7). D'abord, les classes thématiques à identifier doivent être définies de façon à être exclusives, couvrir l'entièreté du territoire à l'étude et avoir un niveau de détail hiérarchique permettant de réaliser des classifications plus généralisées en cas de besoin (Jensen, 2005). Ensuite, les zones d'entraînement et de validation doivent être sélectionnées. Cette étape diffère selon la méthode de collecte des zones d'entraînement (Jensen, 2005). Par exemple, ces zones peuvent provenir d'un jeu de données de mesures/caractéristiques réelles *in situ* ou d'un jeu de données de polygones édités manuellement à l'écran en interprétant visuellement les orthomosaïques et en repérant des groupes de pixels homogènes et représentatifs. Pour cette méthode, il est préférable d'avoir une bonne connaissance du terrain et des classes présentes (Jensen, 2005). Le jeu de données doit être divisé en deux pour séparer les zones d'entraînement des zones de validation (Caloz et Collet, 2001 ; PCI Geomatics, 2019) pour éviter, par exemple, la surestimation de l'exactitude de la classification causée par l'utilisation des zones d'entraînement une seconde fois pour la validation. Après avoir créé les zones d'entraînement, différents outils, comme le graphique de dispersion des pixels et la distance de Bhattacharyya, permettent d'évaluer les zones d'entraînement et d'ajuster la séparabilité des pixels en modifiant le seuil de l'étendue des classes lorsqu'il y a trop de confusion entre celles-ci (PCI Geomatics, 2018a).

Viennent ensuite les étapes de la classification avec le choix de l'algorithme de classification. L'algorithme utilise la signature spectrale des zones d'entraînement pour affecter une classe à chaque pixel de l'image (Caloz et Collet, 2001). Il existe deux grandes catégories d'algorithmes : les paramétriques et les non paramétriques. Un algorithme paramétrique associe la signature spectrale à une distribution statistique (habituellement normale) qui permet d'établir la probabilité d'appartenance d'un pixel à une classe. Un algorithme non paramétrique ne considère que la distance spectrale pour affecter une classe aux pixels. Après la classification, une matrice de confusion permet d'évaluer la qualité de la classification en montrant la proportion des pixels d'entraînement qui ont effectivement été affectés à leur classe d'origine (Lauer, 2013). Si ces

proportions de pixels bien attribués sont faibles, cela signifie que les zones d'entraînement sont inappropriées (PCI Geomatics, 2019). Les statistiques accompagnent aussi la matrice de confusion, par exemple les exactitudes moyenne et globale et le coefficient de Kappa.

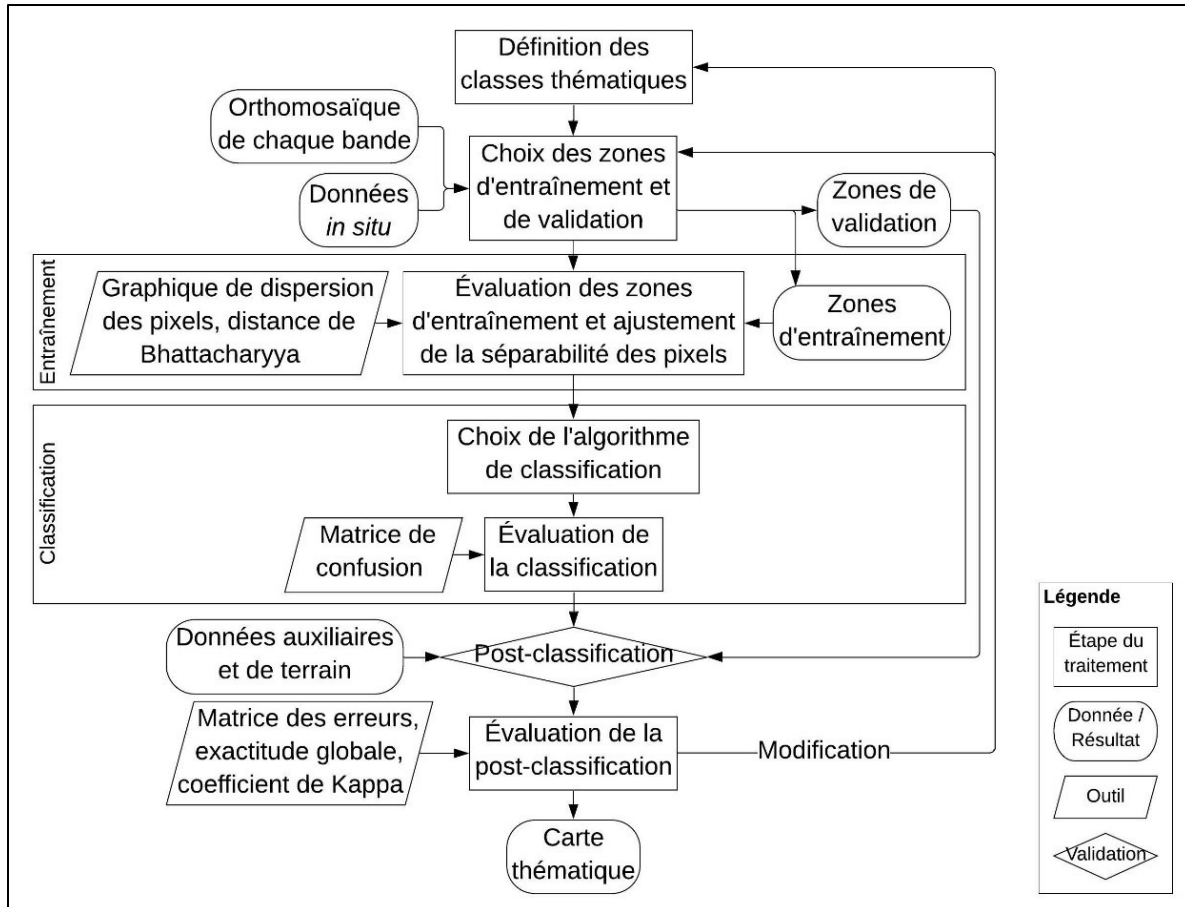


Figure 7. Chaîne des opérations d'une classification dirigée

La post-classification est ensuite nécessaire pour tester la classification. Tel que mentionné un peu plus haut, des zones de validation peuvent provenir d'un jeu de données, réelles *in situ* ou éditées à l'écran, séparé en deux pour aussi fournir les zones d'entraînement de la classification (Caloz et Collet, 2001 ; PCI Geomatics, 2019). Il est également possible de réaliser une validation en faisant générer des points aléatoires et en confirmant ou non leur attribution à une classe en s'appuyant sur une comparaison avec des données auxiliaires ou avec une visite sur le terrain (Lauer, 2013 ; PCI Geomatics, 2018a). L'évaluation de la post-classification s'effectue ensuite grâce à la matrice des erreurs, qui montre la répartition de l'attribution des pixels de validation (de référence réelle) dans les différentes classes (Jensen, 2005). La matrice des erreurs présente

également les statistiques de classification (erreurs d'omission et de commission, exactitudes moyenne et globale, coefficient de Kappa). Au vu de ces statistiques, des itérations permettent de recommencer une partie de la procédure afin d'atteindre le niveau de qualité requis (Caloz et Collet, 2001). Cette exactitude requise est subjective selon le degré de satisfaction de l'utilisateur et dépend de l'usage ultérieur de la carte de classification thématique (côté producteur versus côté utilisateur) (Jensen 2005). L'incertitude de l'exactitude de la validation est également calculée à un intervalle de confiance désiré (Jensen, 2005 ; Lauer, 2013). Finalement, la carte thématique constitue le produit résultant final de cette procédure de classification dirigée.

2.3.4.4. Classification orientée objet

Avec la venue de l'imagerie à haute et très haute résolution spatiale, les caractéristiques de texture, de forme et de couleur des cibles sont observables et de plus en plus détaillées, les types de couvert se sont multipliés et leurs différences spectrales sont devenues apparentes (Guo *et al.*, 2017 ; Visser *et al.*, 2013). Toutes ces variations spectrales du couvert complexifient la distinction des entités par la classification pixel par pixel, ce qui nuit à la performance des algorithmes (Jensen, 2005). De plus, étant donné l'importante quantité de pixels dans de telles images, le traitement informatique peut être long et lourd avec cette approche traditionnelle (Guo *et al.*, 2017). À cause de la variété de classes attribuée à des pixels contigus, une image à l'allure mouchetée peut en résulter (Lehmann *et al.*, 2017).

Spécialement conçue pour la haute et très haute résolution spatiale, l'analyse orientée objet a la capacité d'intégrer toutes ces informations (Knight *et al.*, 2015). Elle est donc plus appropriée que l'approche par pixel pour la classification de telles images et permet d'améliorer les résultats de classification, en plus de réduire leur aspect moucheté (Lehmann *et al.*, 2017). En utilisant les informations spatiales, spectrales et contextuelles des objets, la classification orientée objet génère une carte thématique qui ressemble davantage à la réalité (Knight *et al.*, 2015). La classification orientée objet a été utilisée dans de nombreuses études sur les herbiers aquatiques et les milieux humides (par exemple, Chabot *et al.*, 2018 ; Husson *et al.*, 2016 ; Visser *et al.*, 2013 ; 2018). Visser *et al.* (2013) ont d'ailleurs démontré la meilleure performance d'une classification

orientée objet par rapport à une classification par pixel pour la distinction d'espèces de macrophytes submergés spectralement semblables.

La classification orientée objet se déroule en deux grandes étapes, la segmentation et la classification. D'abord, la segmentation de l'image en objets est nécessaire puisque les pixels de l'image ne sont pas utilisés pour la classifier. Cette étape consiste donc à fragmenter l'image en portions homogènes ayant des caractéristiques semblables (forme, texture, structure, couleur, géométrie, caractère spectral, etc.) (Guo *et al.*, 2017 ; Knight *et al.*, 2015). Cette segmentation est réalisée automatiquement grâce à un algorithme et à l'ajustement de l'échelle de la segmentation (à définir selon la taille des objets à distinguer) et du poids associé aux paramètres d'homogénéité désirés (Jensen, 2005). Ensuite, tout comme la segmentation, la classification de l'image segmentée peut incorporer les informations spectrales et spatiales, ce qui rend la classification flexible et robuste. Plusieurs algorithmes de classification peuvent être appliqués à une image segmentée, du traditionnel maximum de vraisemblance à l'apprentissage automatique. Pour la cartographie de milieux humides, Knight *et al.* (2015) mentionnent cependant qu'une meilleure exactitude est obtenue avec la classification par arbre de décision, comparativement à d'autres algorithmes comme le maximum de vraisemblance.

Malgré tous les avantages de la classification orientée objet, il importe de mentionner qu'il s'agit d'une approche plus complexe à opérer. Elle demande en effet davantage d'expertise technique et de connaissances sur le territoire et les objets à identifier afin de personnaliser les paramètres de segmentation et les règles de classification (Knight *et al.*, 2015). Cette personnalisation incorpore également de la subjectivité dans la méthode.

3. Matériel et méthodes

3.1. Zone d'étude

L'archipel des Îles-de-la-Paix est situé dans le sud-ouest du lac Saint-Louis (Figure 8). Il est partagé entre les municipalités de Beauharnois à l'ouest et de Léry à l'est, en Montérégie.

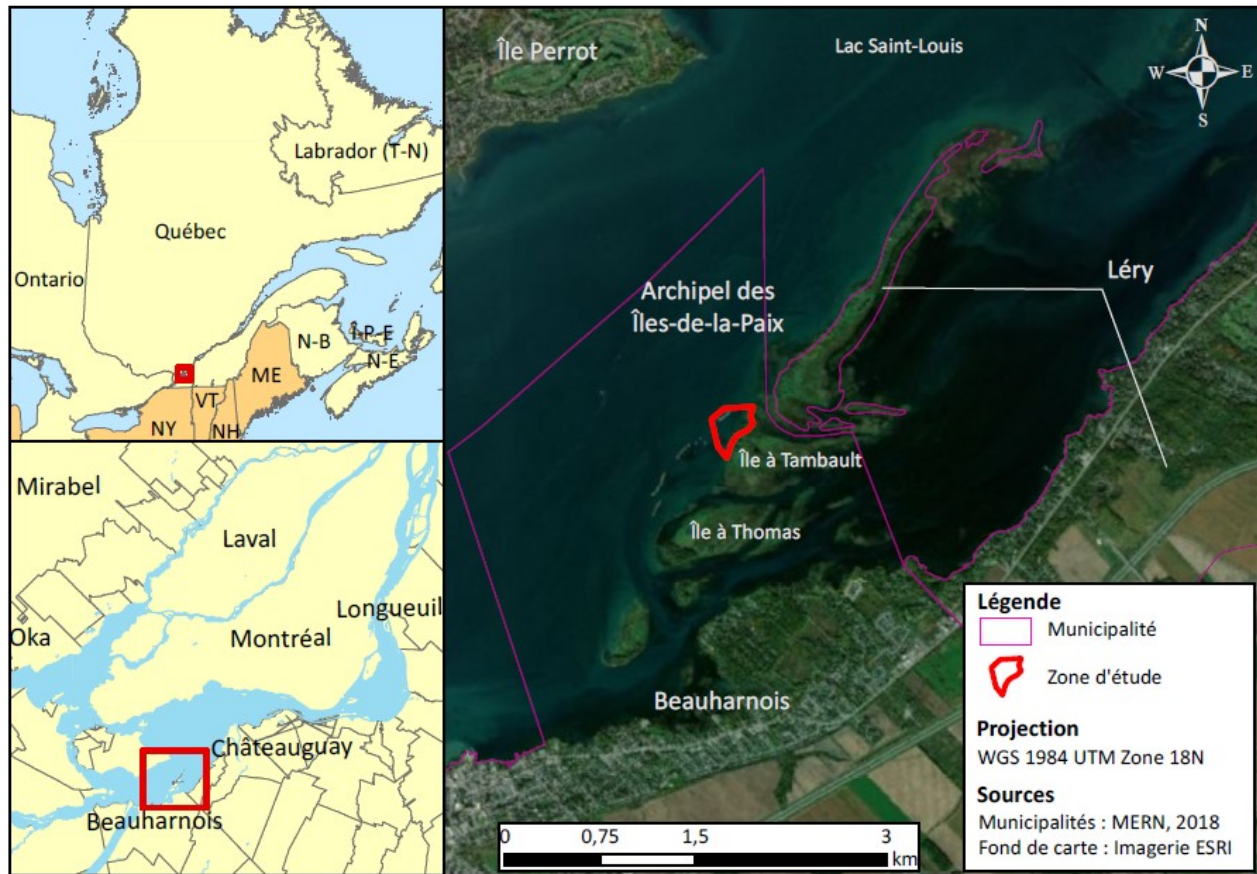


Figure 8. Localisation de la zone d'étude à l'archipel des Îles-de-la-Paix

Depuis 1958, c'est plus des trois quarts de la superficie de l'archipel des Îles-de-la-Paix qui ont disparu, passant de 190 hectares à une quarantaine de nos jours (Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix, s.d.). Les éléments naturels qui contribuent à son érosion sont les vagues, dont la force est augmentée par les vents résultant de l'élargissement du fleuve (Dauphin et Lehoux, 2004), et les glaces (Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix, s.d.). L'érosion est toutefois augmentée par le batillage et le maintien élevé des niveaux d'eau qui assure la production d'hydroélectricité et la navigation sur la voie maritime (Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix, s.d.). Le niveau moyen des eaux a effectivement augmenté de 1,54 m entre 1964 et 1997 (Labrecque et Jobin, 2013). Cette décision de la Commission mixte internationale a causé la mort de nombreux arbres insulaires et a rendu les berges davantage sensibles à l'érosion. La disparition progressive des îles a motivé la création de la Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix en 1991 afin d'assurer leur protection.

Ces îles sont d'une grande importance pour la biodiversité. L'archipel fait d'ailleurs partie du réseau d'aires protégées géré par le Service canadien de la faune d'Environnement et Changement climatique Canada. Il porte les noms officiels de Refuge d'oiseaux migrateurs des Îles-de-la-Paix et de Réserve nationale de faune des Îles-de-la-Paix, respectivement créés en 1972 et 1977 (Gouvernement du Canada, 2017a et 2017b). Cet archipel permet également de filtrer les eaux grâce à leurs milieux humides et de contrer la remise en circulation de sédiments contaminés grâce à leur effet de brise-lame (Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix, s.d.). En effet, l'industrialisation de la Montérégie vers la fin des années 1950, entre autres le long de la rivière Saint-Louis, a causé le largage de contaminants, notamment le mercure et les biphényles polychlorés (BPC) (Pelletier, 2008). Ces contaminants sont aujourd'hui accumulés dans les sédiments du lac Saint-Louis, entre les îles de la Paix et la rive sud, vis-à-vis Léry, où ils sont protégés de l'action des vagues.

À présent, ce sont les îles elles-mêmes qui ont besoin de protection contre l'érosion. C'est pourquoi, entre 2001 et 2013, la Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix a réalisé l'aménagement de brise-lames (Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix, s.d.) qui ont également l'avantage de créer des zones d'eaux plus calmes propices à l'établissement d'herbiers aquatiques, de frayères et d'habitat d'alevinage et d'alimentation de nombreuses espèces de poissons (MTMDET, 2016).

La cinquième digue permet de protéger une partie des berges de l'île à Tambault (MTMDET, 2016). La zone d'étude correspond donc grossièrement à la zone d'eaux calmes créée par ce brise-lame jusqu'à la berge. Sans prendre la digue en considération, la superficie de la zone est d'environ 50 000 m² (MTMDET, 2018). La hauteur de la colonne d'eau varie souvent dans le fleuve Saint-Laurent (Dauphin et Lehoux, 2004), mais la bathymétrie de la zone, relevée en juin 2017, indique que la variation de la profondeur est de 2,3 m entre le plus et le moins creux (MTMDET, 2017).

3.2. Données utilisées

Pour réaliser cet essai, deux catégories de jeux de données ont été nécessaires : les données de caractérisation *in situ* et les images par drone. D'abord, les données de caractérisation ont été

fournies par la Direction générale de la Montérégie du MTQ et regroupent plusieurs fichiers de données, soit la caractérisation des stations (attributs des herbiers aquatiques présents à chaque station), les coordonnées des points de la grille d'échantillonnage et la trace GPS (déplacement de l'équipe sur le terrain) (Tableau 1).

Tableau 1. Informations des données de la caractérisation des herbiers aquatiques

Donnée	Format original	Source
Caractérisation des stations	Fichier docx	MTQ, 2018a
Points de la grille d'échantillonnage	Fichier gpx	MTQ, 2018b
Trace GPS	Fichier gpx	MTQ, 2018c

Ensuite, les images par drone ont été fournies par la compagnie GEOGRID (Tableau 2). La caméra MicaSense RedEdge 3 était orientée vers le nadir à 70 m d'altitude. Pour couvrir toute la zone d'étude avec des recouvrements latéral et longitudinal de 75 % entre les images, 382 prises de vue dans les cinq bandes ont été réalisées (Tableau 3).

Tableau 2. Informations des données de l'imagerie par drone

Donnée / Format	Spectre	Capteur	Angle / Altitude	Recouvrements latéral et longitudinal	Nombre d'images	Résolution	Source
Imagerie par drone / Matriciel	Multispectral	MicaSense RedEdge 3	Nadir / 70 m	75 %	1910 (382 × 5 bandes)	4,9 cm	GEOGRID, 2018

Tableau 3. Longueur d'onde des cinq bandes spectrales de la caméra MicaSense RedEdge 3

Bande spectrale	Longueur d'onde (nm)	Longueur d'onde médiane (nm)
1 : Bleu	465-485	475
2 : Vert	550-570	560
3 : Rouge	663-673	668
4 : PIR	820-860	840
5 : Red-edge	712-722	717

3.3. Organigramme méthodologique

L'organigramme présenté à la Figure 9 comprend les principales étapes de la réalisation du projet, soit de l'acquisition des données, du prétraitement des données de caractérisation *in situ*, du prétraitement des images par drone et des classifications dirigées. Ces étapes sont décrites ci-après. Des informations supplémentaires concernant les chaînes des opérations du SfM et d'une classification dirigée sont respectivement disponibles aux sections 2.3.4.2 et 2.3.4.3.

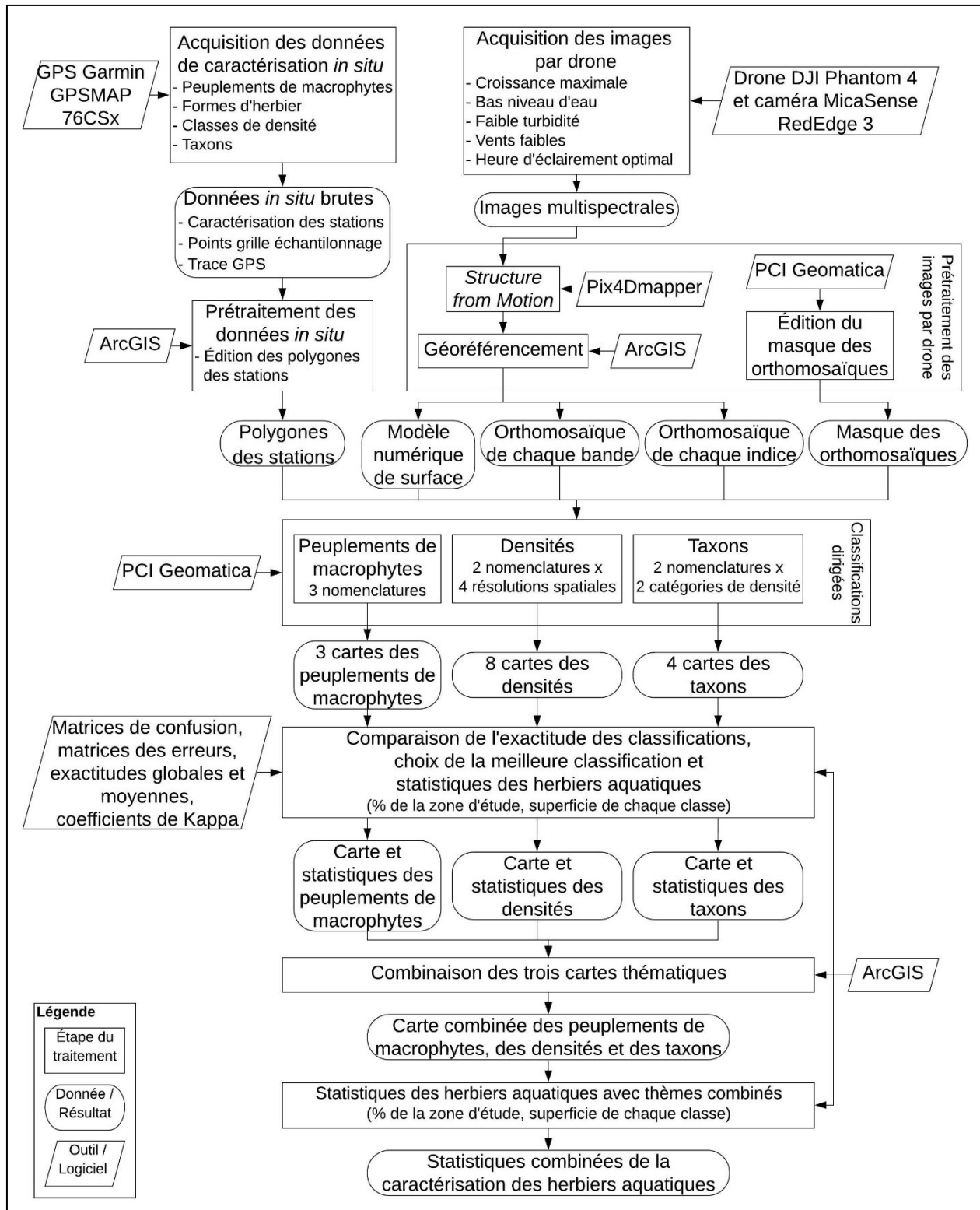


Figure 9. Organigramme méthodologique de la réalisation du projet

3.4. Acquisition des données

3.4.1. Acquisition des données de caractérisation *in situ*

Selon un plan d'échantillonnage aléatoire systématique, une grille d'échantillonnage de 247 points 10×20 m a été créée pour couvrir la zone d'étude (MTMDET, 2018). Les transects sont orientés dans un axe nord-ouest, de la berge vers la digue, et sont distancés de 20 m (Figure 10). Cette grille a été importée dans un GPS Garmin GPSMAP 76CSx (précision de 3 à 5 m (Garmin, 2009)) en vue de la sortie de caractérisation sur le terrain. Considérant la taille de l'embarcation ($6,2 \times 2,5$ m) et une zone tampon d'observation de 1,5 m autour, le MTQ a évalué la superficie de chaque station à 40 m^2 (MTMDET, 2018).

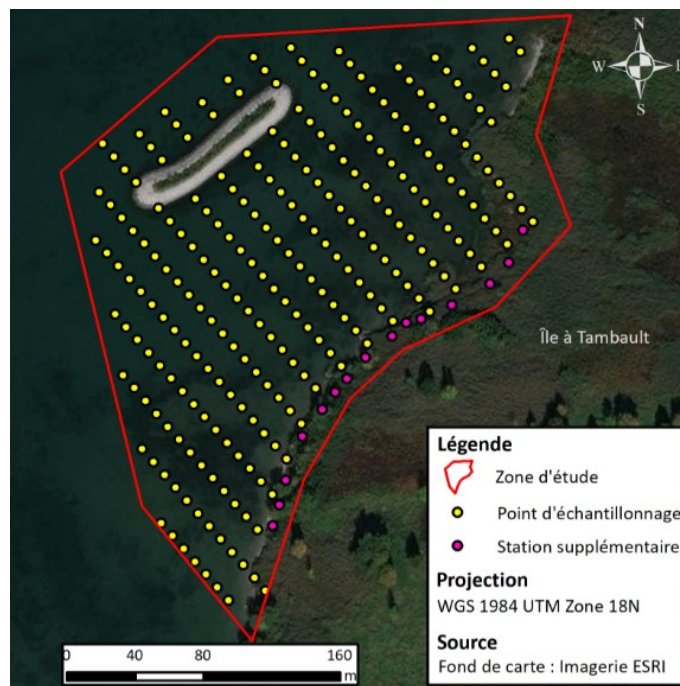


Figure 10. Grille d'échantillonnage de la zone d'étude utilisée pour localiser les 247 stations et localisation des 15 stations supplémentaires sur la berge

Le 30 juillet 2018, une équipe de quatre personnes a effectué la caractérisation du milieu humide en embarcation motorisée. Il s'agissait d'une journée ensoleillée d'environ 23°C avec des vents faibles de 6 à 11 km/h selon l'échelle de Beaufort. La turbidité de l'eau du fleuve Saint-Laurent y était faible également. Parmi les 247 points de la grille d'échantillonnage, 184 stations ont été visitées. Parcourues à pied le long de la berge, 15 stations supplémentaires ont été ajoutées, pour un total de 201 stations caractérisées (Figure 10). Le temps nécessaire à la caractérisation d'une

station était d'environ 30 secondes (Chabot, 2019). Chaque membre de l'équipe avait son rôle à jouer : il y avait le conducteur de l'embarcation qui s'occupait de la navigation avec le GPS et d'avertir les membres de l'équipe à l'arrivée à une station, un preneur de notes et deux observateurs attitrés à la caractérisation de chaque côté de l'embarcation (Figure 11).

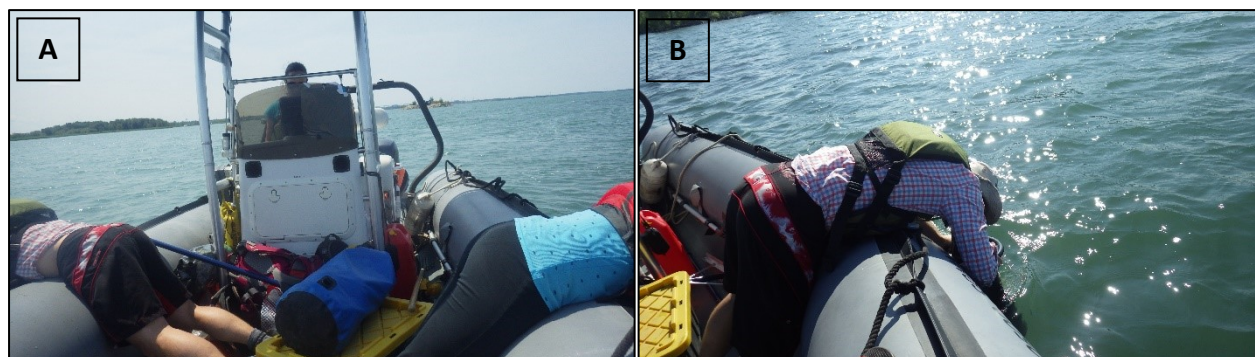


Figure 11. Photos prises lors de la caractérisation du milieu humide du 30 juillet 2018.

A) Conducteur de l'embarcation et les deux observateurs, B) Observation sous l'eau avec un aquascope

Au départ, l'équipe a tenté de se déplacer de station en station dans le sens des transects, mais le courant du fleuve Saint-Laurent faisait dériver l'embarcation de façon trop importante, malgré les efforts d'immobilisation (Chabot, 2019). Les stations suivantes ont donc ensuite été visitées de l'amont vers l'aval, toujours en se guidant à l'aide du GPS. L'état stationnaire de l'embarcation n'a tout de même pas été possible, la caractérisation de certaines stations se faisant alors quasiment en continu. Pour les stations caractérisées à partir de la berge, l'équipe s'en est rapprochée le plus possible, mais a dû caractériser certaines stations à distance en observant « en direction » du point de la station (Chabot, 2019).

À chaque station, l'équipe a noté le type de peuplement de macrophytes dominant présent selon la nomenclature de Pourriot et Meybeck (1995) (Figure 12 et Figure 13), les formes d'herbier présentes (submergé, flottant, émergent), la classe de densité des herbiers (Tableau 4) évaluée globalement sur la station et les espèces ou taxons présents. La faible profondeur et la grande transparence de l'eau a permis de caractériser les herbiers depuis l'embarcation ou à l'aide d'un aquascope ou d'un masque de plongée (Figure 11B). Des spécimens ont aussi été récoltés afin d'assurer la bonne identification de certains taxons.

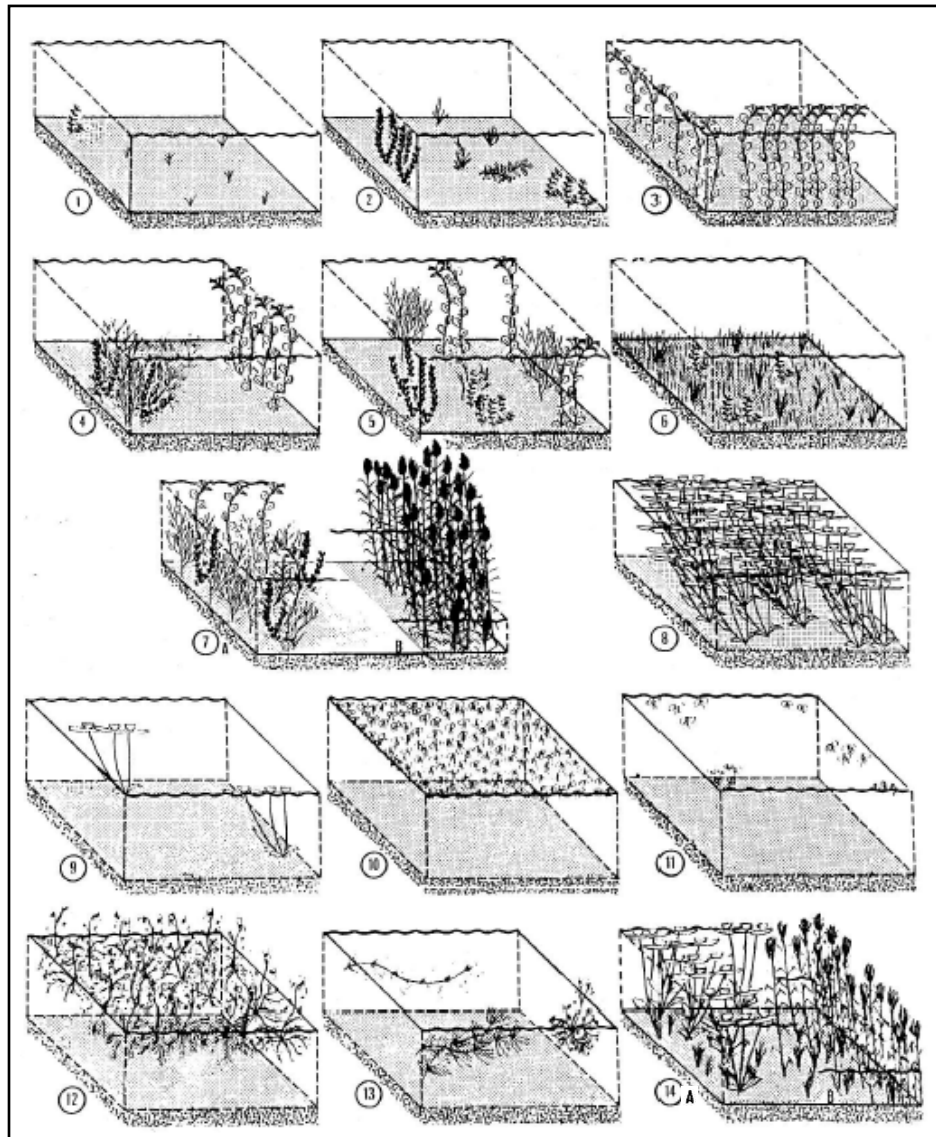


Figure 12. Types de peuplements de macrophytes. 1) Peuplement clairsemé, 2) Touffes, 3) Bandes, 4) Bosquets, 5) Prairie hétérogène, 6) Gazon, 7A) Champ de macrophytes submergés, 7B) Champ de macrophytes émergents, 8) Peuplement à couverture flottante, 9) Peuplement clairsemé à feuilles flottantes (comme 8, mais épars), 10) Tapis flottant, 11) Peuplement flottant clairsemé (comme 10, mais épars), 12) Écheveau flottant subaquatique, 13) Peuplement libre subaquatique (comme 12, mais épars), 14A) Peuplement bistratifié avec flottants (mélange des types 1, 2 ou 6 et de 8-9), 14B) Peuplement bistratifié avec émergents (mélange des types 1, 2 ou 6 et de 7B) (tiré de Pourriot et Meybeck, 1995)

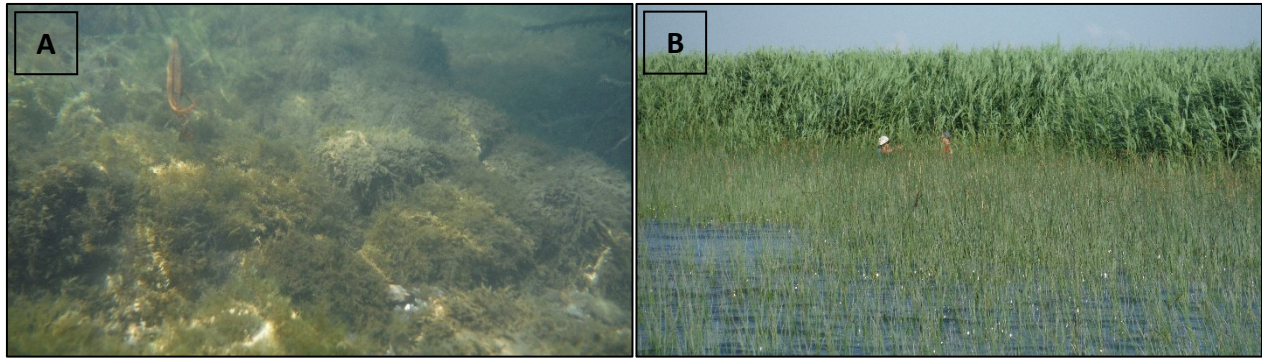


Figure 13. Photos prises lors de la caractérisation du milieu humide du 30 juillet 2018.

A) Exemple de peuplement de macrophytes de type gazon, B) Exemple de caractérisation à partir de la berge avec un peuplement pur émergent de *Phragmites australis* en arrière-plan

Tableau 4. Classes de densité des herbiers aquatiques

Classe	Densité (%)
1	< 5
2	5-25
3	26-50
4	51-75
5	76-100

3.4.2. Acquisition des images par drone

La compagnie GEOGRID a obtenu le mandat de l'acquisition de l'imagerie par drone offert par le MTMDET. La prise des images a eu lieu le 4 septembre 2018 de 10h30 à 11h30 (Gavelle, 2018). Cette journée a été choisie, car elle respectait les conditions nécessaires pour obtenir la meilleure qualité d'image possible et optimiser les chances de détection des herbiers aquatiques. Premièrement, la croissance des herbiers devait être à leur maximum. Deuxièmement, le niveau d'eau du fleuve devait être bas pour que les plantes aquatiques soient le plus près possible de la surface, afin de réduire l'atténuation du signal par la colonne d'eau. Finalement, pour une bonne visibilité dans la colonne d'eau, la turbidité devait être faible et les conditions météorologiques, optimales (vents minimaux et ciel dégagé). Pour ce qui est de l'heure du vol du drone, elle a été choisie pour maximiser la luminosité, mais minimiser les reflets et le miroitement dus au soleil. Il était donc optimal d'obtenir un angle d'éclairement du soleil de 45° (Gavelle, 2018).

Le drone utilisé est un DJI Phantom 4 (Gavelle, 2018) et la caméra multispectrale MicaSense RedEdge 3 de 1,2 Mpx y a été fixée (Figure 14). Grâce à son GPS intégré, les images prises par cette caméra renferment leur localisation et altitude dans leurs métadonnées. Le vol a été réalisé

en mode autonome programmé dans le logiciel DJI Ground Station Pro (Gavelle, 2019). Le plan de vol a été préparé selon les paramètres présentés à la Figure 15, comme l'altitude du drone et le recouvrement de 75 % entre les images (Gavelle, 2018). Une cible de calibration lambertienne a aussi été photographiée dans les cinq bandes par la caméra MicaSense RedEdge 3 pour pouvoir ultérieurement normaliser et transformer les images en valeurs de réflectance (Figure 16).



Figure 14. Vue du dessous du drone DJI Phantom 4 avec la caméra multispectrale MicaSense RedEdge 3 (tiré de Gavelle, 2018)

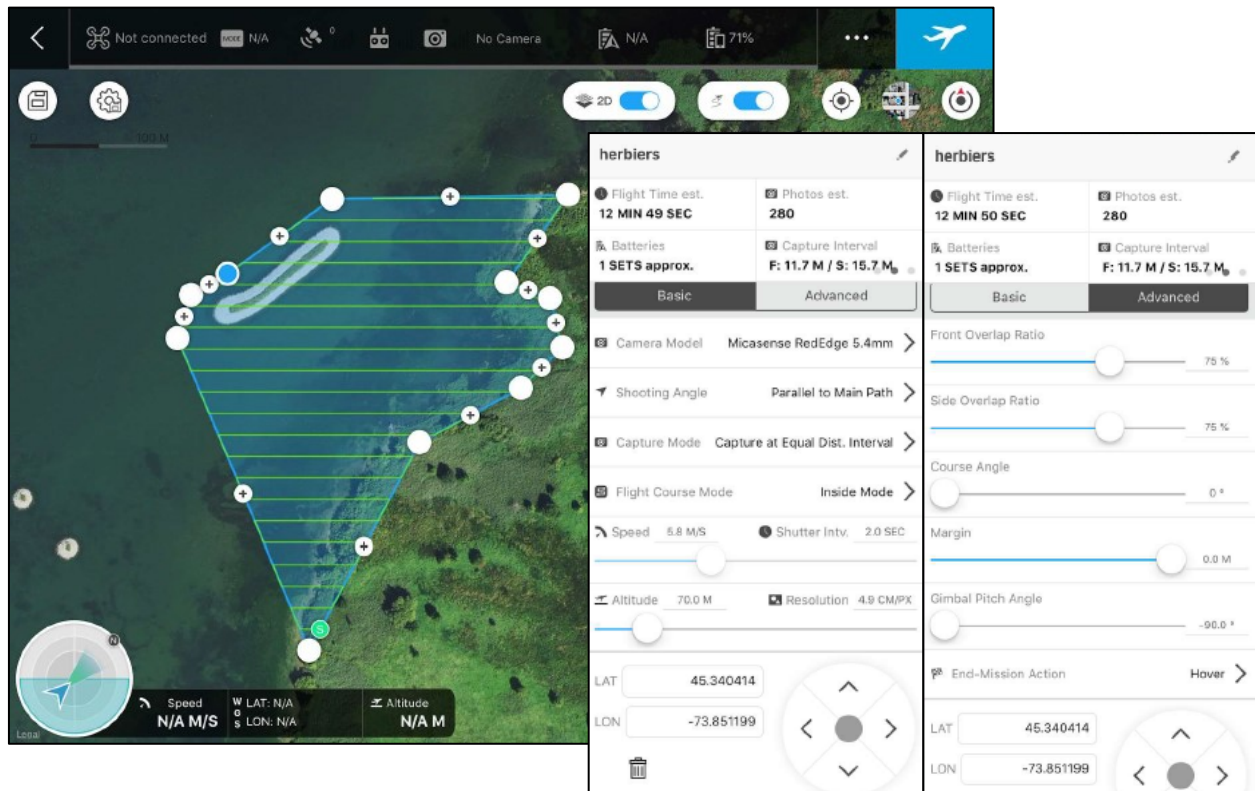


Figure 15. Plan de vol et paramètres de programmation du vol du drone DJI Phantom 4 dans le logiciel DJI Ground Station Pro (modifié de Gavelle, 2018)

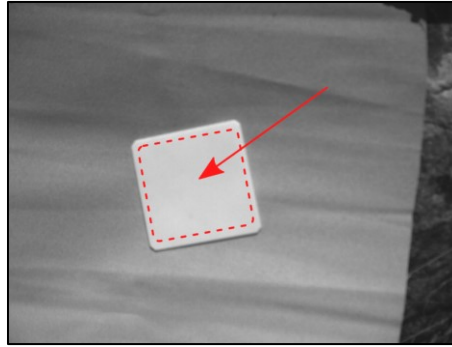


Figure 16. Cible de calibration lambertienne pour la normalisation des images (tiré de Gavelle, 2018)

3.5. Prétraitement des données de caractérisation *in situ*

Le Tableau 5 résume les étapes du prétraitement des données de caractérisation. Globalement, ces fichiers ont permis de joindre les attributs de la caractérisation des stations à leur point de la grille d'échantillonnage respectif, puis de transformer les points de localisation des stations en polygones des stations caractérisées grâce à la trace GPS. Le format original des fichiers a donc été transformé en fichiers shapefiles afin d'être utilisables dans ArcGIS 10.4.1 (ESRI, 2016). Ces polygones ont ensuite été utilisés pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées.

Tableau 5. Utilisation des données de la caractérisation des herbiers aquatiques

Donnée	Format original	Modification du format	Utilisation		Format final
Caractérisation des stations	Fichier docx	Fichier shp	Jointure des attributs de caractérisation aux points de la grille d'échantillonnage	Édition des polygones des stations pour zones d'entraînement et de validation des classifications dirigées	Fichier shp
Points de la grille d'échantillonnage	Fichier gpx		Évaluation de la dérive de l'embarcation		
Trace GPS	Fichier gpx	Fichier shp			

3.5.1. Caractérisation des stations

Le fichier docx fournit par le MTQ contenait les données de caractérisation de 199 stations sous forme d'un tableau sur huit pages. Celui-ci a d'abord été transféré dans un tableur. Ensuite, pour ne pas perdre l'ordre de caractérisation des stations, une colonne *Ordre visite* a été ajoutée au tableau et un numéro séquentiel a été attribué à chaque station. À partir de ce moment, c'est ce numéro qui a toujours été utilisé afin d'identifier les stations. Puis, les données de caractérisation

ont été uniformisées, par exemple pour retrouver toujours le même code en l'absence d'un peuplement de macrophytes. L'uniformisation des données a aussi permis d'éliminer des incohérences trouvées entre le type de peuplement de macrophytes noté, les formes d'herbier et les taxons présents. Certaines stations ont également dû être supprimées à cause d'ambiguïtés concernant des peuplements de macrophytes ou le fond « non visible », tel que noté sur les fiches de terrain. De plus, à cause de leur localisation dans des zones grandement ombragées, d'autres stations ont été supprimées le long de la berge. En somme, 169 stations caractérisées ont été conservées. L'ensemble des données de caractérisation des stations est disponible à l'Annexe 1.

3.5.2. Points de la grille d'échantillonnage et jointure avec la caractérisation

Le fichier gpx des 262 points de la grille d'échantillonnage contenant les numéros des stations et leurs coordonnées géographiques a été transformé en shapefile par le logiciel ArcGIS. Des colonnes pour la latitude et la longitude ont été ajoutées à la table d'attributs et leur géométrie a été calculée, ce qui a permis de joindre les coordonnées géographiques aux données de la caractérisation en fonction du numéro de la station. Le fichier tableur résultant a été importé dans ArcGIS et consiste en une géométrie de type point dont chacun correspond à l'une des 169 stations caractérisées retenues (Figure 17).

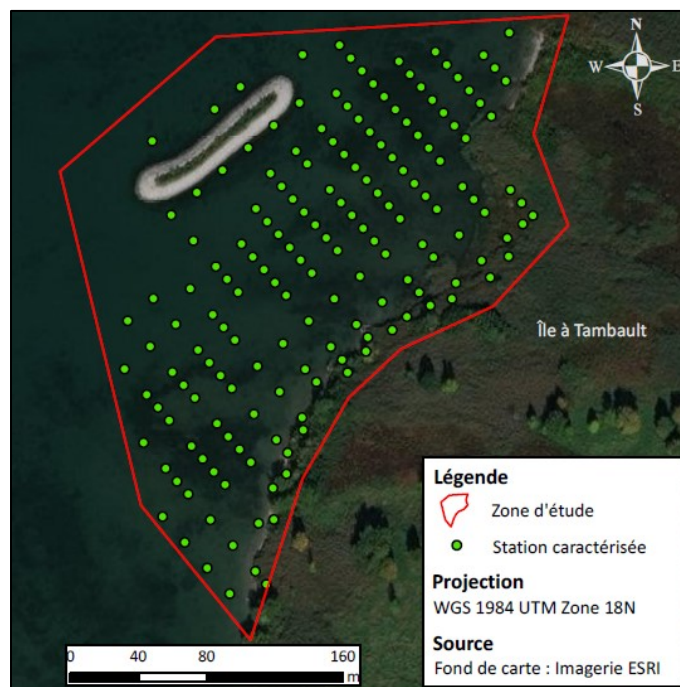


Figure 17. Localisation des 169 stations caractérisées retenues

3.5.3. Trace GPS et édition des polygones des stations caractérisées

La trace GPS est une donnée qui a été demandée au MTQ à la suite d'une conversation concernant le courant du fleuve Saint-Laurent et la difficulté à s'immobiliser aux stations lors de leur caractérisation. La trace GPS de l'appareil utilisé par le MTQ était en mode d'enregistrement automatique à intervalle normal (Chabot, 2019). Les points de la trace n'ont donc pas été enregistrés selon une distance parcourue spécifiée ou selon une durée écoulée spécifiée, mais plutôt aux changements de direction.

La superposition des points des stations caractérisées et de la trace GPS a permis de visualiser la dérive de l'embarcation et la distance entre son parcours et le point de localisation de la station caractérisée. Étant donné l'absence évidente de dérive pour les stations caractérisées à pied, le polygone de ces stations a été créé à l'aide d'une zone tampon de 2 m de rayon autour du point de sa localisation. Pour les stations caractérisées en embarcation, il a été plus adéquat d'établir leurs limites à partir du trajet réel de l'embarcation plutôt qu'à partir d'un point stationnaire. Le polygone de ces stations a donc été tracé grâce à l'outil de zone tampon à partir d'un segment de la trace GPS représentant le trajet de l'embarcation du début à la fin estimés de la caractérisation. Étant donné que certains polygones des stations se superposaient légèrement, ces superficies ont été éliminées, c'est-à-dire que les zones de superposition ne font plus partie d'aucune station.

Afin de définir de façon constante les limites du polygone des stations parcourues en embarcation, quelques règles conservatrices ont été établies sachant que les deux observateurs étaient installés de chaque côté de l'embarcation et qu'elle mesurait 2,5 m de largeur. Il importe de mentionner que les seuils de changements de direction et de vitesse notables ont été établis à la suite de l'observation des données. Ils se situent respectivement à un virage de 20 degrés ou plus à bâbord ou à tribord et à une accélération ou un ralentissement de 0,20 m/s ou plus. La Figure 18 montre les polygones des stations caractérisées par le MTQ édités en fonction de ces règles.

- Trajet caractérisé : Correspond à la longueur de la station, du début à la fin de la caractérisation et dure 20 secondes au maximum. Doit être le plus temporellement centré

possible (10 secondes avant, 10 secondes après) sur le point où la trace GPS est le plus près du point de la station ;

- Si la trace ne dénote aucun changement de direction ou de vitesse notable AVANT ET APRÈS le point où la trace GPS est le plus près du point de la station, le trajet caractérisé est temporellement centré sur ce point ;
- Si la trace dénote un changement de direction ou de vitesse notable AVANT ET/OU APRÈS le point où la trace GPS est le plus près du point de la station, le trajet caractérisé ne s'étend pas au-delà des points de ces changements et la durée de la caractérisation est de 20 secondes ou moins selon le cas ;
- Largeur de la station : 3,5 m (1,75 m de part et d'autre du trajet de l'embarcation) selon une zone tampon d'observation de 0,5 m de chaque côté de l'embarcation.

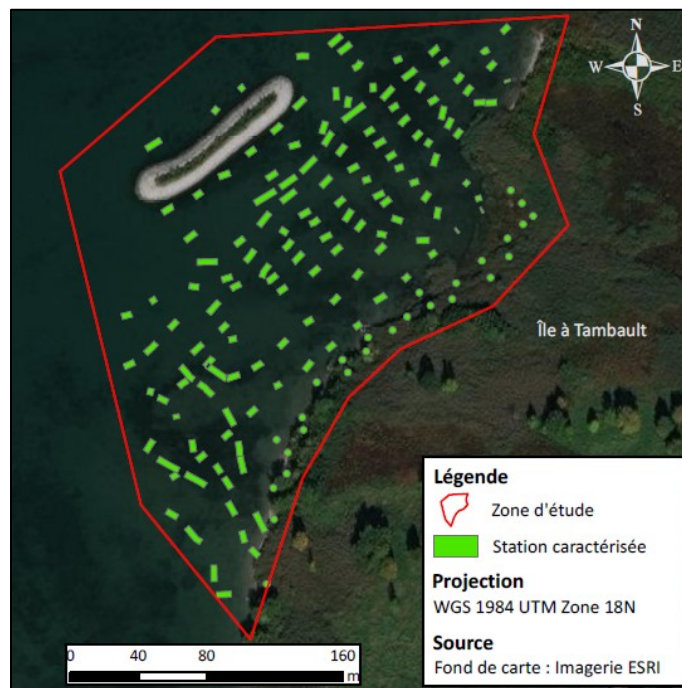


Figure 18. Polygones des 169 stations caractérisées retenues

3.6. Prétraitement des images par drone

3.6.1. Production du modèle numérique de surface et des orthomosaïques

Le logiciel Pix4Dmapper 4.3.31 (Pix4D, 2018) a permis de générer le modèle numérique de surface (MNS) et les orthomosaïques dans les cinq bandes à travers le processus du SfM. Pour ce faire, les 1910 images de la zone d'étude ont d'abord été importées dans le logiciel. À partir des

métadonnées des images, le logiciel a pu déterminer la caméra utilisée, la géolocalisation et la bande de chaque image. Le système de coordonnées détecté par défaut est WGS 1984 UTM Zone 18N. Ensuite, le modèle d'options de traitement qui a été sélectionné est le *Ag Multispectral*, recommandé pour le mode d'acquisition au nadir et compatible avec la caméra multispectrale MicaSense RedEdge 3. D'autres options de traitement ont permis de spécifier la résolution désirée du MNS et des orthomosaïques (résolution originale de 4,94 cm, ci-après nommée 5 cm) et les résultats à exporter. Finalement, la calibration radiométrique des images a été effectuée manuellement en important une image de la cible et en inscrivant le facteur de réflectance pour chacune des bandes (Tableau 6).

Tableau 6. Propriétés des bandes spectrales de la caméra MicaSense RedEdge 3 et leur facteur de réflectance correspondant sur la cible de calibration

Bande spectrale	Longueur d'onde (nm)	Longueur d'onde médiane (nm)	Facteur de réflectance de la cible de calibration
1 : Bleu	465-485	475	0,635
2 : Vert	550-570	560	0,619
3 : Rouge	663-673	668	0,579
4 : PIR	820-860	840	0,606
5 : Red-edge	712-722	717	0,594

Après avoir ajusté les options, le traitement a été lancé. Tous les détails concernant la chaîne des opérations du SfM sont présentés à la section 2.3.4.2. Une fois le traitement terminé, Pix4Dmapper a automatiquement produit un rapport de qualité.

3.6.2. Production des orthomosaïques des indices

Les orthomosaïques des indices spectraux ont été produites à partir des orthomosaïques de chaque bande grâce au calculateur d'indices de Pix4Dmapper, puis exportées. Leur résolution est la même que celle du MNS et des orthomosaïques précédents, soit 5 cm. Les indices sélectionnés ont tous comme objectif de capter la végétation des herbiers aquatiques au-dessus et sous la surface de l'eau (Tableau 7).

Tableau 7. Indices calculés dans le logiciel Pix4Dmapper

Indice	Formule	Forme d'herbier ciblée	Source
NDVI (<i>Normalized Difference Vegetation Index</i>)	$\text{NDVI} = \frac{\text{PIR} - \text{rouge}}{\text{PIR} + \text{rouge}}$	Émergent	Rouse <i>et al.</i> , 1974
NDVIRE (NDVI avec <i>red-edge</i>)	$\text{NDVIRE} = \frac{\text{RE} - \text{rouge}}{\text{RE} + \text{rouge}}$	Submergé	Gitelson <i>et al.</i> , 1993
Simple rapport B/V	$\text{B/V} = \frac{\text{bleu}}{\text{vert}}$	Submergé	Cho, 2007

D'abord, le NDVI est reconnu pour être performant pour les plantes terrestres (dans notre cas, les herbiers émergents). Cependant, comme cet indice nécessite la bande PIR, il est inutilisable pour la VAS à cause de la grande capacité d'absorption du PIR par les premiers centimètres de la colonne d'eau (Purkis et Roelfsema, 2015 ; Silva *et al.*, 2008 ; Turpie, 2013).

Ensuite, pour contrer ce problème, l'indice NDVIRE a été retenu en se basant sur plusieurs études. D'un côté, Gitelson *et al.* (1993) ont démontré la forte corrélation entre la concentration de chlorophylle-a du phytoplancton et la valeur de cet indice et ont conclu que les bandes à 675 et 700 nm peuvent prédire les concentrations de chlorophylle-a dans l'eau. De l'autre côté, dans le domaine agricole, pour calculer l'indice *Leaf Area Index* (LAI), Cui et Kerekes (2018) et Delegido *et al.* (2013) ont obtenu la meilleure combinaison de bandes aux longueurs d'onde du rouge et du *red-edge*. La plus grande performance de ces bandes pour détecter la VAS est liée au fait que le rouge correspond au maximum d'absorption de la chlorophylle, alors que la région du *red-edge* varie fortement en fonction de l'état physiologique de la plante (Delegido *et al.*, 2013) et est sensible à la biomasse (Brooks *et al.*, 2019).

Finalement, le simple rapport B/V a été choisi, car dans l'étude de Cho (2007), il s'est avéré être relativement constant peu importe la profondeur et il a montré la meilleure corrélation pour déterminer la distribution de la VAS. Cette performance est attribuable au fait que la chlorophylle de la VAS cause la diminution de la réflectance dans la bande bleue et l'augmentation de la réflectance dans la bande verte (Cho, 2007).

3.6.3. Géoréférencement du MNS et des orthomosaïques

Dû à un décalage d'environ 5 m (plus important dans le nord de la zone d'étude que dans le sud) entre les orthomosaïques et une vue d'imagerie satellitaire, celles-ci ont toutes été géoréférencées dans ArcGIS. La référence utilisée est la mosaïque d'orthophotographies aériennes de l'inventaire écoforestier du Québec méridional dont les images ont été prises entre 2002 et 2017 et dont la résolution varie de 21 à 30 cm (MFFP, 2018). Sur cette mosaïque, la présence de la digue et le niveau de croissance de la végétation sur la digue et sur la berge permettent d'estimer que la prise des images a eu lieu entre 2014 et 2017, étant donné que la digue a été construite en 2013.

Bien que cette mosaïque de référence soit récente, la zone d'étude contient très peu de repères permanents ou persistants dans le temps. De plus, les variations du niveau de l'eau du fleuve ne permettent pas d'utiliser la limite entre l'eau et la digue par exemple. Les sept points de contrôle utilisés pour géoréférencer le MNS et les orthomosaïques avec cette référence sont donc des bordures de végétation, des sommets de canopée et des troncs d'arbres morts couchés sur la berge. Le géoréférencement a été réalisé par transformation polynomiale de premier ordre.

3.6.4. Édition du masque

Dans le logiciel Geomatica 2017 (PCI Geomatics, 2017), un masque qui exclut la zone d'étude a été tracé pour éviter de réaliser les classifications dirigées sur le milieu terrestre de l'île à Tambault, la digue (enrochement sous l'eau inclus), les zones ombragées, les arbres et le sol nu. Ce masque a été créé par interprétation visuelle du composé en couleurs vraies et à l'aide du MNS pour repérer les arbres plus facilement. Les limites de la zone d'étude présentée dans le protocole de suivi des herbiers aquatiques (MTMDET, 2018) et les limites des orthomosaïques ont aussi été respectées pour créer le masque, tout en excluant l'entièreté des 169 stations caractérisées. Le masque restreint donc l'application des classifications à la zone d'étude qui atteint alors une superficie de 48 596 m². Le masque est illustré sur les cartes de classification présentées à la section 4.3.2.

3.7. Classifications dirigées

3.7.1. Thèmes, nomenclatures et stations pour l'entraînement et la validation

À partir de la caractérisation des herbiers du MTQ, il n'a pas été possible de créer une nomenclature de classification unique qui satisfasse tous les types de données *in situ* prises à chaque station. Des classifications dirigées ont donc été effectuées sur trois thèmes distincts : les peuplements de macrophytes et la densité étant donné qu'ils ont été évalués différemment sur le terrain, et les taxons puisque les données *in situ* montrent que les herbiers se retrouvent rarement en peuplement pur.

Les polygones des stations utilisés pour les entraînements et les validations ont donc dû être différents pour chacun des thèmes de classification dirigée. De plus, afin d'assurer l'indépendance des données de caractérisation, elles ont été subdivisées à 60 / 40 %, respectivement pour l'entraînement et la validation. Cette séparation des données a été réalisée selon une méthode d'échantillonnage stratifiée aléatoire, afin de permettre la représentation de chacune des classes.

3.7.1.1. Nomenclatures du thème des peuplements de macrophytes

Un total de trois classifications dirigées a été réalisé sur le thème des peuplements de macrophytes, et ce, à la résolution originale de 5 cm (Tableau 8). La nomenclature détaillée montre tous les types de peuplements de macrophytes qui ont été notés lors de la caractérisation des stations. Quant à elles, les nomenclatures généralisées regroupent certains types de peuplements selon la forme d'herbier (dans le cas présent : submergé et émergent) et leur hauteur dans la colonne d'eau (généralisation 1). De plus, la classe du peuplement bistratifié 14b a été éliminée des nomenclatures généralisées, car il s'agit de peuplements mixtes qui causent une redondance dans les classes. Pour toutes les nomenclatures, la classe des stations sans peuplement ont été notée 0.

Pour l'entraînement et la validation de la classification dirigée de la nomenclature détaillée des peuplements de macrophytes, la totalité des stations (169 stations) a été utilisée (Tableau 9). Avec les nomenclatures généralisées, la suppression des neuf stations de la classe 14b a résulté en un total de 161 stations. Afin de pouvoir comparer les résultats des classifications, les mêmes

stations d'entraînement et de validation ont servi pour les différentes nomenclatures, évidemment sauf celles de la classe 14b.

Tableau 8. Nomenclatures détaillée et généralisées des classifications dirigées des peuplements de macrophytes

Nomenclature détaillée ^a		Nomenclature généralisée 1		Nomenclature généralisée 2	
Description	Classe	Description	Classe	Description	Classe
Submergés :		Submergés :		Submergés	1, 2, 6 et 7a
Clairsemés	1	Bas	1, 2 et 6	Émergents	7b
Touffes	2	Hauts	7a	Sans peuplement	0
Gazon	6	Émergents	7b		
Champ de macrophytes	7a	Sans peuplement	0		
Émergents :					
Champ de macrophytes	7b				
Bistratifiés :					
Submergés et émergents	14b				
Sans peuplement	0				

^a Les types de peuplements de macrophytes sont tirés de Pourriot et Meybeck (1995), sauf le type « sans peuplement ».

Tableau 9. Nombre de stations utilisé pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées des peuplements de macrophytes

Nomenclature détaillée				Nomenclature généralisée 1				Nomenclature généralisée 2			
Classe	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total	Classe	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total	Classe	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total
1	5	3	8	1, 2 et 6	41	28	69	1, 2, 6 et 7a	73	49	122
2	5	4	9	7a	32	21	53	7b	5	4	9
6	31	21	52	7b	5	4	9	0	18	12	30
7a	32	21	53	0	18	12	30				
7b	5	4	9								
14b	5	3	8								
0	18	12	30								
Total	101	68	169	Total	96	65	161	Total	96	65	161

3.7.1.2. Nomenclatures du thème des densités

Le MNS et les orthomosaïques générés aux points 3.6.1 et 3.6.2 ont une résolution originale de 5 cm. Ils ont également été produits avec une résolution plus grossière, c'est-à-dire à 50 cm, 100 cm et 200 cm uniquement pour le thème des densités des herbiers aquatiques. L'objectif est de déterminer la résolution qui est optimale pour les classifications de ce thème. En effet, étant donné que la classe de densité a été évaluée globalement sur la station, la dégradation de la résolution permet de fournir une valeur de pixel plus globale sur une superficie se rapprochant de celle des stations de caractérisation.

Les classifications ont donc été réalisées pour les deux nomenclatures proposées et à chaque résolution, totalisant donc 8 classifications (Tableau 10). La nomenclature détaillée reprend exactement les classes de densité des peuplements de la caractérisation *in situ*, alors que la nomenclature généralisée regroupe les classes 1, 2 et 3 et les classes 4 et 5 afin d'obtenir une densité $\leq 50\%$ et de 51% et plus. Tout comme pour les peuplements de macrophytes, une classe de densité 0 a été attribuée aux stations sans peuplement, et ce, pour les deux nomenclatures.

Tableau 10. Nomenclatures détaillée et généralisée des classifications dirigées des densités

Nomenclature détaillée				Nomenclature généralisée			
Description		Classe		Description		Classe	
< 5 %		1		≤ 50 %		1, 2 et 3	
5 - 25 %		2		51 - 100 %		4 et 5	
26 - 50 %		3		Sans peuplement		0	
51 - 75 %		4					
76 - 100 %		5					
Sans peuplement		0					
Résolution (cm/pixel)				Résolution (cm/pixel)			
5	50	100	200	5	50	100	200

L'ajout de la classe 0 sans peuplement a permis d'intégrer toutes les stations pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées, sauf les deux qui ne comportaient pas de densité pour leur peuplement de macrophytes (Tableau 11). Pour chacune des nomenclatures, les mêmes stations d'entraînement et de validation ont été utilisées pour les classifications, peu importe la résolution des orthomosaïques.

Tableau 11. Nombre de stations utilisé pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées des densités

Nomenclature détaillée				Nomenclature généralisée			
Classe	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total	Classe	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total
1	5	4	9	1, 2 et 3	44	30	74
2	14	10	24	4 et 5	38	25	63
3	25	16	41	0	18	12	30
4	18	12	30				
5	20	13	33				
0	18	12	30				
Total	100	67	167	Total	100	67	167

3.7.1.3. Nomenclatures du thème des taxons

Du côté des taxons, quatre classifications ont été réalisées, toutes à la résolution originale de 5 cm selon deux nomenclatures et en fonction des classes de densité de l'herbier aquatique présent. (Tableau 12). D'abord, la nomenclature détaillée contient les quatre taxons qui se retrouvent en peuplement pur à une station de caractérisation donnée, tandis que la nomenclature généralisée regroupe *Potamogeton richardsonii* et *Vallisneria americana*, car ces deux espèces appartiennent à l'ordre des Alismatales (Brouillet *et al.*, 2019). Étant donné que les différentes espèces présentes croissent souvent en herbiers hétérogènes, les polygones d'entraînement et de validation n'auraient pas pu cibler un seul taxon si les stations contenant plusieurs taxons avaient été retenues. Ensuite, des quatre classifications, deux ont été réalisées toutes classes de densité confondues (classes 1 à 5), alors que pour les deux autres, seules les stations dont la densité était de 26 % et plus (classes 3 à 5) ont été conservées. Cette condition a été ajoutée afin d'éviter une trop grande contribution de l'eau et du substrat dans la réflectance des zones d'entraînement et de validation et, ainsi, d'obtenir des pixels de valeur plus constante pour une même station. Pour les deux nomenclatures, une classe sans peuplement a également été ajoutée afin de couvrir toute l'étendue des valeurs des pixels.

Tableau 12. Nomenclatures détaillée et généralisée des classifications dirigées des taxons

Nomenclature détaillée		Nomenclature généralisée	
Description	Classe	Description	Classe
<i>Nitella</i> sp.	1	<i>Nitella</i> sp.	1
<i>Phragmites australis</i>	2	<i>Phragmites australis</i>	2
<i>Potamogeton richardsonii</i>	3	<i>P. richardsonii</i> et <i>V. americana</i> (ordre des Alismatales)	3 et 4
<i>Vallisneria americana</i>	4		
Sans peuplement	0	Sans peuplement	0
Classes de densité		Classes de densité	
1 à 5	3 à 5	1 à 5	3 à 5

Pour les classifications avec toutes les classes de densité confondues, un total de 68 stations à un seul taxon ou sans peuplement a donc été utilisé pour leur entraînement et leur validation (Tableau 13). De ces 68 stations, 51 ont ensuite été retenues pour les classifications avec les classes de densité de 3 à 5 (Tableau 14). Encore une fois, d'une nomenclature à l'autre, les mêmes stations d'entraînement et de validation ont été utilisées. Cependant, la sélection aléatoire des

stations pour les classifications toutes densités n'a pas permis de reprendre les mêmes stations pour les classifications avec les classes de densité élevée.

Tableau 13. Nombre de stations utilisé pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées des taxons avec toutes classes de densité confondues

Nomenclature détaillée					Nomenclature généralisée				
Classe	Taxon	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total	Classe	Taxon	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total
1	<i>Nitella</i> sp.	9	6	15	1	<i>Nitella</i> sp.	9	6	15
2	<i>P. australis</i>	4	2	6	2	<i>P. australis</i>	4	2	6
3	<i>P. richardsonii</i>	5	4	9	3 et 4	<i>P. richardsonii</i> et <i>V. americana</i>	9	6	15
4	<i>V. americana</i>	4	2	6	0	Sans peuplement	18	12	30
0	Sans peuplement	18	12	30					
Total		40	26	66	Total		40	26	66

Tableau 14. Nombre de stations utilisé pour l'entraînement et la validation des classifications dirigées des taxons avec classes de densité de 3 à 5

Nomenclature détaillée					Nomenclature généralisée				
Classe	Taxon	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total	Classe	Taxon	Nb de stations entraînement	Nb de stations validation	Total
1	<i>Nitella</i> sp.	4	2	6	1	<i>Nitella</i> sp.	4	2	6
2	<i>P. australis</i>	2	2	4	2	<i>P. australis</i>	2	2	4
3	<i>P. richardsonii</i>	3	2	5	3 et 4	<i>P. richardsonii</i> et <i>V. americana</i>	5	4	9
4	<i>V. americana</i>	2	2	4	0	Sans peuplement	18	12	30
0	Sans peuplement	18	12	30					
Total		29	20	49	Total		29	20	49

3.7.2. Paramètres des classifications

3.7.2.1. Combinaison de bandes et algorithme de classification utilisés

Toutes les bandes de la caméra MicaSense RedEdge 3, le MNS et les indices calculés ont été utilisés pour toutes les classifications dirigées, totalisant donc neuf bandes. L'ajout du MNS parmi les bandes spectrales s'est en effet déjà avéré pertinent pour classer la végétation non submergée (Husson *et al.*, 2017). Pour sa part, l'algorithme de classification utilisé à toutes les classifications est un algorithme non paramétrique, soit le maximum de vraisemblance. Il est un des algorithmes les plus utilisés pour les classifications dirigées, car il a l'avantage de baser l'attribution d'un pixel à une classe donnée en fonction de la probabilité d'appartenance à cette classe (Jensen, 2005). De plus, contrairement aux algorithmes paramétriques, il ne nécessite pas une distribution normale des données dans chaque classe et dans chaque bande spectrale.

3.7.2.2. Séparabilité des signatures spectrales

D'abord, après avoir importé les zones d'entraînement d'une classification, le seuil de l'étendue des classes a été ajusté par observation qualitative des ellipses des classes sur le graphique de dispersion des pixels de chaque couple de bandes (Jensen, 2005). Ainsi, le recouvrement des ellipses a été minimisé, mais tout en tentant d'inclure un maximum de pixels pour éviter une trop grande quantité de pixels non classés (Caloz et Collet, 2001). Pour simplifier les classifications et leur comparaison, une même valeur de seuil a été attribuée à toutes les classes d'une même classification. À des fins de vérifications, des classifications ont été générées en utilisant différents seuils. Cependant, seulement celle obtenant les exactitudes moyenne et globale et coefficient de Kappa les plus élevés a été conservée comme étant la meilleure pour la nomenclature de ce thème donné.

Ensuite, selon la valeur des pixels correspondants aux zones d'entraînement, la séparabilité des signatures spectrales a été vérifiée par la distance de Bhattacharyya pour chaque couple de classes. Ainsi, cette mesure montre quelles classes sont les plus confondues ou distinctes et indique si des classes doivent être combinées. La distance de Bhattacharyya est donc directement reliée à l'exactitude d'une classification (PCI Geomatics, 2018b). Les valeurs de cette distance signifient :

- $0,0 \leq x < 1,0$: séparabilité très faible ;
- $1,0 \leq x < 1,9$: séparabilité faible ;
- $1,9 \leq x < 2,0$: bonne séparabilité.

3.7.3. Post-classification / Validation

À chacune des classifications, la totalité des pixels des polygones des stations réservées pour la validation ont été utilisés à cette fin. Pour ce faire, après avoir exporté le résultat de la classification, dans ArcGIS, les valeurs des pixels classifiés situés dans les polygones de validation ont été extraites dans une table, de même que les valeurs des pixels des polygones de validation. Les tables ont été ouvertes, puis jointes dans un tableur où chacune des valeurs classifiées a été comparée à sa valeur de validation. Les nombres de valeurs de pixels ont été compilés dans une matrice des erreurs, à partir de laquelle ont été calculées les statistiques de classification.

3.7.4. Comparaison des classifications

Chacune des classifications a été évaluée en fonction de ces matrices de confusion et des erreurs, des erreurs d'omission et de commission, des pourcentages des exactitudes moyenne et globale, et du coefficient de Kappa générés automatiquement par Geomatica ou calculés manuellement dans un tableur. Les statistiques de classification ont ensuite été comparées afin de révéler les meilleures classifications et donc, la nomenclature à privilégier pour chacun des thèmes. L'incertitude de l'exactitude a aussi été calculée à chaque validation à un niveau de confiance de 95 % à l'aide de la formule suivante dérivée de Jensen (2005) et basée sur la théorie binomiale :

$$E = \sqrt{\frac{Z^2 * p * q}{N}}$$

Où,

E est l'incertitude de l'exactitude ;

N est le nombre d'échantillons (toutes classes confondues) ;

Z est la largeur de la distribution normale (nombre d'écarts types) (Z = 2, pour un niveau de confiance de 95 %) ;

p est l'exactitude globale ;

q = 1 – p.

3.7.5. Caractérisation des herbiers aquatiques

À partir de la carte de la nomenclature la plus performante à chacun des thèmes, la superficie des différentes classes a été calculée en fonction du nombre de pixels de chaque classe et de la taille du pixel indiqués dans le logiciel ArcGIS. Finalement, étant donné que les thèmes de classification proviennent des informations complémentaires notées lors de la caractérisation *in situ* des herbiers aquatiques, les cartes de classification des trois thèmes ont été combinées dans ArcGIS.

4. Résultats

4.1. MNS et orthomosaïques

Parmi les informations qui se retrouvent dans le rapport de qualité généré par Pix4Dmapper, il importe de mentionner que, sauf aux abords de la zone parcourue par le drone, chaque pixel de

l'orthomosaïque est recouvert par au moins cinq images, ce qui est optimal pour la qualité des résultats du mosaïquage (Figure 19). À l'intérieur des limites de la zone d'étude, seule une petite portion obtient un recouvrement de 3 ou 4 images.

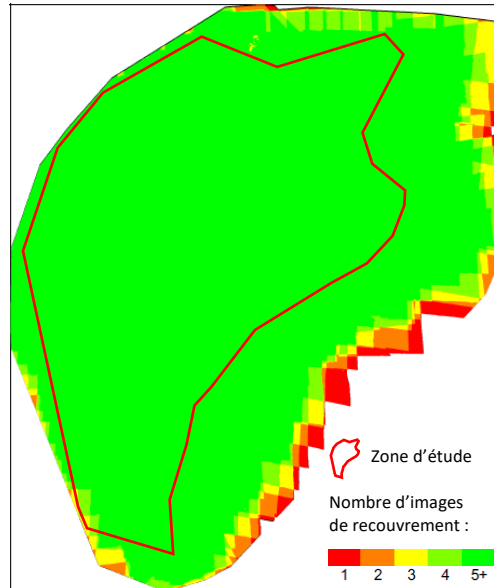


Figure 19. Nombre d'images couvrant chaque pixel de l'orthomosaïque par rapport à la zone d'étude

Le rapport confirme également que des 1910 images versées dans le logiciel Pix4Dmapper, 1840 ont pu être calibrées (Tableau 15). Une médiane de 10 000 points clés ont été déterminés sur chaque image, ce qui a permis de trouver 2413 correspondances (minimum de 174 et maximum de 6623) par image. Les paramètres de position et d'orientation de la caméra ont obtenu des erreurs relatives moyennes entre 3,6 et 6,0 cm dans les trois axes. Du côté du nuage de points denses, la densité moyenne est de 26,47 points/m³. La résolution spatiale moyenne originale est de 4,94 cm et le MNS et toutes les orthomosaïques ont été générés à cette résolution.

Tableau 15. Données statistiques du rapport de qualité du logiciel Pix4Dmapper pour la production du MNS et des orthomosaïques

Images	Nombre total	1910
	Nombre calibrées	1840
Points clés 2D	Nombre médian par image	10000
	Nombre médian de correspondances par image	2413
Erreurs relatives de position et d'orientation de la caméra	Moyenne en X (cm)	6,0
	Moyenne en Y (cm)	5,5
	Moyenne en Z (cm)	3,6
Points denses 3D	Nombre total	2545865
	Densité moyenne (points/m³)	26,47
Résolution	MNS (cm/pixel)	4,94
	Orthomosaïques (cm/pixel)	4,94

4.2. Géoréférencement du MNS et des orthomosaïques

L'erreur quadratique totale du géoréférencement est de 0,15 pixel. Celui-ci a causé une altération de la résolution du MNS et des orthomosaïques. Leur résolution résultante est présentée au Tableau 16. Tous les calculs de superficie des classes des peuplements de macrophytes, des densités et des taxons ont été réalisés à partir des résolutions finales présentées dans ce tableau.

Tableau 16. Modification de la résolution des orthomosaïques due à leur géoréférencement

Appellation des orthomosaïques (cm)	Résolution initiale avant géoréférencement (cm)	Résolution finale après géoréférencement (cm)
5	4,94	5,08
50	49,95	51,34
100	100,10	102,88
200	199,40	204,94

4.3. Classifications dirigées

4.3.1. Séparabilité des signatures spectrales

Le seuil de l'étendue des classes a d'abord été ajusté pour optimiser la séparabilité des signatures spectrales. Dans tous les cas, le seuil optimal choisi a permis de classer tous les pixels de la zone d'étude. Les seuils utilisés pour toutes les classifications peuvent être consultés à l'Annexe 2. De plus, pour chaque classification dirigée, la séparabilité des signatures spectrales a été testée avec la distance de Bhattacharyya. Sous les thèmes des peuplements de macrophytes et des taxons, les moyennes des distances de Bhattacharyya indiquent toutes de bonnes séparabilités pour

l'ensemble des nomenclatures proposées. Les nomenclatures généralisées obtiennent toutefois des moyennes légèrement plus élevées que les détaillées. Du côté du thème des densités, les deux meilleures moyennes des distances de Bhattacharyya sont remportées par les nomenclatures généralisée et détaillée à 5 cm de résolution, respectivement de 2,00 et 1,89. Les distances entre chaque paire de classes de toutes les classifications sont présentées à l'Annexe 3.

Il importe de mentionner que, pour la nomenclature détaillée à 200 cm de résolution, il a été nécessaire de combiner les classes 1 et 2, car la signature spectrale de la classe 1 était invalide. La classification dirigée de cette nomenclature est donc légèrement différente des autres nomenclatures détaillées. Une signature spectrale invalide obtient une distance de Bhattacharyya de -1,0 et est causée par une quantité de pixels d'entraînement sous le minimum requis (PCI Geomatics, 2018c).

4.3.2. Performance et comparaison des classifications

Dans cette section sont présentés les matrices des erreurs des validations des classifications et les résultats statistiques de chaque classification. Les matrices de confusion peuvent quant à elles être consultées à l'Annexe 4. De plus, la grande quantité de pixels utilisée pour l'entraînement et la validation des classifications a permis d'obtenir de très faibles écarts types et intervalles de confiance du coefficient de Kappa des classifications et incertitude de l'exactitude globale des validations. C'est pourquoi ces résultats ne sont présentés qu'à l'Annexe 5 et ne seront pas discutés en tant que tel. Toutes les cartes de classification sont disponibles à l'Annexe 6.

4.3.2.1. Classifications des peuplements de macrophytes

Pour les peuplements de macrophytes, la validation de la classification à nomenclature détaillée montre que c'est la classe « sans peuplement » (0) qui obtient les plus faibles erreurs de commission et d'omission (3,3 et 27,9 % respectivement) (Tableau 17). La classe « submergés clairsemés » (1) obtient la pire validation avec des erreurs de commission et d'omission respectives de 97,9 et 89,2 %, suivie de près par la classe « submergés gazon » (6). En fait, mise à part la classe « sans peuplement » (0), les autres classes ont des erreurs supérieures à 50 %.

Tableau 17. Matrice des erreurs de la validation de la classification des peuplements de macrophytes avec la nomenclature détaillée

		Données de validation							Total	Erreur de commission (%)
		1	2	6	7a	7b	14b	0		
Données classées	1	2835	18	53004	73199	0	0	5700	134756	97,9
	2	92	14430	42822	75033	53032	28	400	185837	92,2
	6	7701	4644	143514	81858	184	41426	3146300	3425627	95,8
	7a	9325	4818	636888	1115100	0	57274	159800	1983205	43,8
	7b	130	10854	58836	24619	77440	90958	2900	265737	70,9
	14b	0	3750	24906	3885	24552	30030	0	87123	65,5
	0	6241	6412	277842	4515	0	42	8551800	8846852	3,3
Total		26324	44926	1237812	1378209	155208	219758	11866900	14929137	
Erreur d'omission (%)		89,2	67,9	88,4	19,1	50,1	86,3	27,9		
Exactitude globale (%)			66,55							
Coefficient de Kappa			0,33							

Pour la validation de la nomenclature généralisée 1, les erreurs de commission et d'omission les plus élevées atteignent 87,1 et 71,6 % pour la classe « submergés bas » (1, 2 et 6) (Tableau 18). La plus faible erreur de commission est de 5,0 % et concerne la classe « sans peuplement » (0), alors que la plus faible erreur d'omission s'élève à 6,9 % pour la classe « émergents » (7b).

Dans le cas de la nomenclature généralisée 2, la validation de cette classification montre que, comme pour la nomenclature précédente, la plus faible erreur de commission concerne la classe « sans peuplement » (0) et que la plus faible erreur d'omission est observée pour la classe « émergents » (7b) (Tableau 19). Leurs proportions s'élèvent respectivement à 9,7 et 3,5 %. Les erreurs de commission et d'omission les plus élevées touchent inversement les mêmes classes avec 75,9 % pour les « émergents » (7b) et 27,6 % pour la classe « sans peuplement » (0).

Tableau 18. Matrice des erreurs de la validation de la classification des peuplements de macrophytes avec la nomenclature généralisée 1

		Données de validation				Total	Erreur de commission (%)
		1, 2 et 6	7a	7b	0		
Données classées	1, 2 et 6	651834	241752	10664	4141500	5045750	87,1
	7a	1008999	1114960	0	12200	2136159	47,8
	7b	231561	18844	144544	1900	396849	63,6
	0	403407	2653	0	7711300	8117360	5,0
Total		2295801	1378209	155208	11866900	15696118	
Erreur d'omission (%)		71,6	19,1	6,9	35,0		
Exactitude globale (%)			61,31				
Coefficient de Kappa			0,30				

Tableau 19. Matrice des erreurs de la validation de la classification des peuplements de macrophytes avec la nomenclature généralisée 2

		Données de validation			Total	Erreur de commission (%)
		1, 2, 6 et 7a	7b	0		
Données classées	1, 2, 6 et 7a	5835648	5456	3276600	9117704	36,0
	7b	469504	149752	2600	621856	75,9
	0	926464	0	8587700	9514164	9,7
Total		7231616	155208	11866900	19253724	
Erreur d'omission (%)		19,3	3,5	27,6		
Exactitude globale (%)		75,69				
Coefficient de Kappa		0,53				

Finalement, en comparant les pourcentages des exactitudes et des coefficients de Kappa des classifications et des validations, on remarque que les nomenclatures détaillée et généralisée 1 ont des statistiques semblables, allant de 61,31 à 74,20 % pour les exactitudes et de 0,30 à 0,67 pour Kappa (Tableau 20). La nomenclature généralisée 2 se démarque cependant des deux autres avec des exactitudes de plus de 75 % et des coefficients de Kappa de 0,86 et 0,53 respectivement pour la classification et la validation. Cette nomenclature a donc été sélectionnée comme ayant le meilleur potentiel de classification des peuplements de macrophytes (Figure 20).

Tableau 20. Exactitudes et coefficients de Kappa des classifications des peuplements de macrophytes

Étape	Statistique	Nomenclature		
		Détaillée	Généralisée 1	Généralisée 2
Classification (matrice de confusion)	Exactitude moyenne (%)	73,60	74,20	84,86
	Exactitude globale (%)	66,92	65,35	86,50
	Coefficient de Kappa	0,67	0,65	0,86
Validation (matrice des erreurs)	Exactitude globale (%)	66,55	61,31	75,69
	Coefficient de Kappa	0,33	0,30	0,53

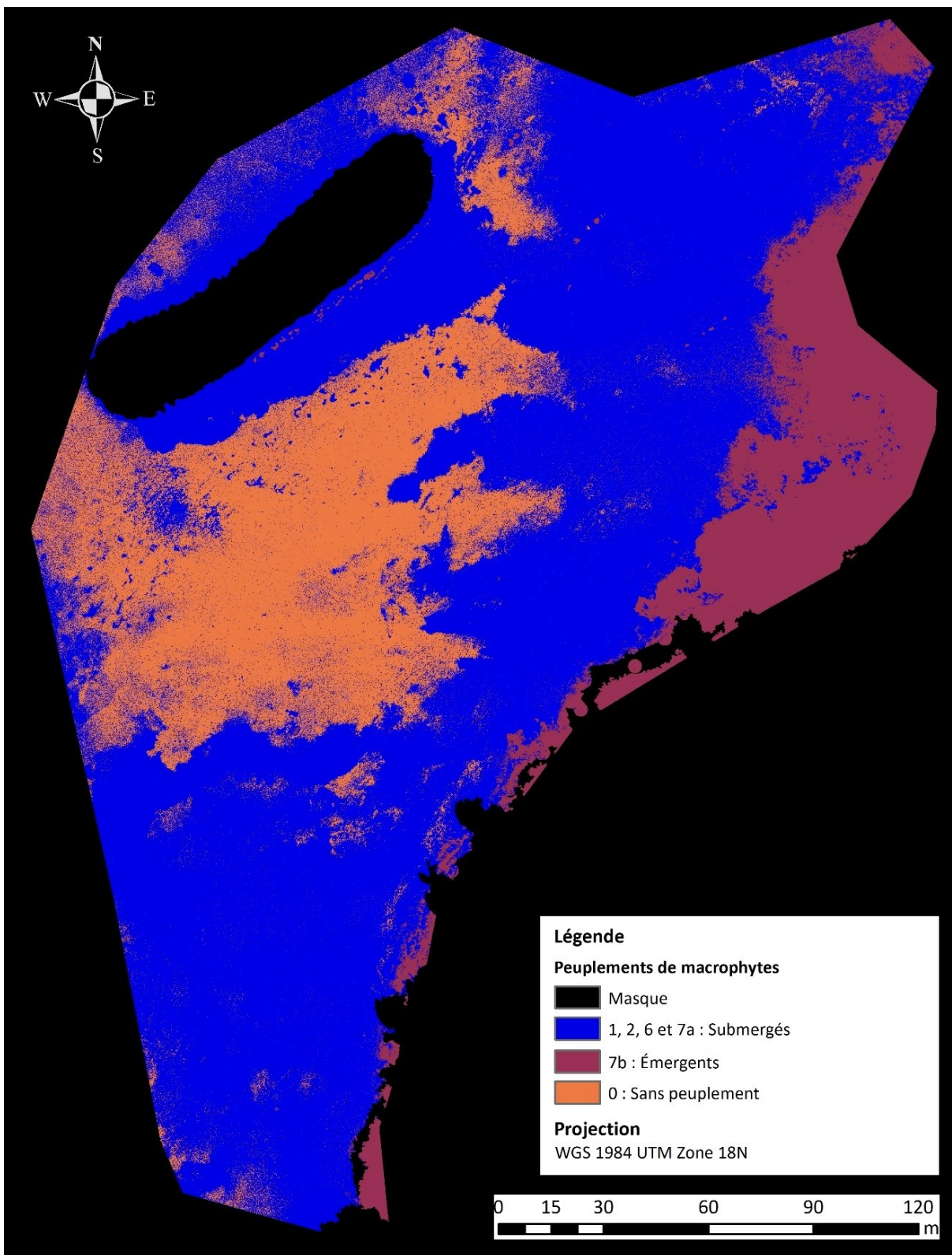


Figure 20. Classification des peuplements de macrophytes selon la nomenclature généralisée 2

4.3.2.2. Classifications des densités

Pour la validation des classifications sur la densité, les matrices des erreurs des nomenclatures détaillées à 5, 50, 100 et 200 cm de résolution révèlent unanimement que les erreurs de commission et d'omission les plus faibles concernent la classe « sans peuplement » (0) (Tableau 21 au Tableau 24). Les autres classes obtiennent des erreurs élevées variant de 55,0 à 100,0 %.

Tableau 21. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature détaillée à 5 cm de résolution

		Données de validation						Total	Erreur de commission (%)
		1	2	3	4	5	0		
Données classées	1	5660	37218	103842	76360	92205	336300	651585	99,1
	2	4892	38136	132087	110428	95765	37400	418708	90,9
	3	7	2586	2319	5492	825	200	11429	79,7
	4	0	17762	18747	119348	216265	500	372622	68,0
	5	6	2248	17385	58448	64320	500	142907	55,0
	0	24097	89536	139539	10320	72085	11884400	12219977	2,7
Total		34662	187486	413919	380396	541465	12259300	13817228	
Erreur d'omission (%)		83,7	79,7	99,4	68,6	88,1	3,1		
Exactitude globale (%)			87,67						
Coefficient de Kappa			0,42						

Tableau 22. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature détaillée à 50 cm de résolution

		Données de validation						Total	Erreur de commission (%)
		1	2	3	4	5	0		
Données classées	1	9	200	423	328	340	13200	14500	99,9
	2	160	580	2226	512	600	41500	45578	98,7
	3	15	236	195	464	300	2800	4010	95,1
	4	0	250	108	1500	2525	0	4383	65,8
	5	2	206	996	828	1325	0	3357	60,5
	0	151	360	78	88	165	62100	62942	1,3
Total		337	1832	4026	3720	5255	119600	134770	
Erreur d'omission (%)		97,3	68,3	95,2	59,7	74,8	48,1		
Exactitude globale (%)			48,76						
Coefficient de Kappa			0,11						

Tableau 23. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature détaillée à 100 cm de résolution

		Données de validation						Total	Erreur de commission (%)
		1	2	3	4	5	0		
Données classées	1	0	36	69	36	85	2400	2626	100,0
	2	32	116	540	132	120	9900	10840	98,9
	3	8	72	60	128	100	900	1268	95,3
	4	0	60	39	396	655	0	1150	65,6
	5	1	68	288	192	320	100	969	67,0
	0	44	94	39	16	15	17000	17208	1,2
Total		85	446	1035	900	1295	30300	34061	
Erreur d'omission (%)		100,0	74,0	94,2	56,0	75,3	43,9		
Exactitude globale (%)			52,53						
Coefficient de Kappa			0,13						

Tableau 24. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature détaillée à 200 cm de résolution

		Données de validation					Total	Erreur de commission (%)
		1 et 2	3	4	5	0		
Données classées	1 et 2	60	123	28	55	2300	2566	97,7
	3	26	24	32	20	700	802	97,0
	4	22	12	88	115	0	237	62,9
	5	30	81	88	155	0	354	56,2
	0	22	15	0	0	3600	3637	1,0
Total		160	255	236	345	6600	7596	
Erreur d'omission (%)		62,5	90,6	62,7	55,1	45,5		
Exactitude globale (%)			51,70					
Coefficient de Kappa			0,15					

Pour leur part, les matrices des erreurs des classifications à nomenclature généralisée montrent que la classe combinée « 1, 2 et 3 » obtient les erreurs de commission et d'omission les plus élevées à chaque résolution (Tableau 25 au Tableau 28). À l'inverse, la classe « sans peuplement » (0) remporte les erreurs les plus faibles à toutes les résolutions à l'exception de la nomenclature à 5 cm de résolution. Ces erreurs varient de 1,3 à 12,0 %.

Tableau 25. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature généralisée à 5 cm de résolution

		Données de validation			Total	Erreur de commission (%)
		1, 2 et 3	4 et 5	0		
Données classées	1, 2 et 3	817140	398934	4869400	6085474	86,6
	4 et 5	391500	1246491	13200	1651191	24,5
	0	389628	185103	7376700	7951431	7,2
Total		1598268	1830528	12259300	15688096	
Erreur d'omission (%)		48,9	31,9	39,8		
Exactitude globale (%)		60,18				
Coefficient de Kappa		0,28				

Tableau 26. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature généralisée à 50 cm de résolution

		Données de validation			Total	Erreur de commission (%)
		1, 2 et 3	4 et 5	0		
Données classées	1, 2 et 3	5286	1134	14300	20720	74,5
	4 et 5	5304	14724	100	20128	26,8
	0	4980	1971	105200	112151	6,2
Total		15570	17829	119600	152999	
Erreur d'omission (%)		66,1	17,4	12,0		
Exactitude globale (%)		81,84				
Coefficient de Kappa		0,54				

Tableau 27. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature généralisée à 100 cm de résolution

		Données de validation			Total	Erreur de commission (%)
		1, 2 et 3	4 et 5	0		
Données classées	1, 2 et 3	918	279	200	1397	34,3
	4 et 5	1410	3672	200	5282	30,5
	0	1590	405	29900	31895	6,3
Total		3918	4356	30300	38574	
Erreur d'omission (%)		76,6	15,7	1,3		
Exactitude globale (%)		89,41				
Coefficient de Kappa		0,68				

Tableau 28. Matrice des erreurs de la validation de la classification des densités avec la nomenclature généralisée à 200 cm de résolution

		Données de validation			Total	Erreur de commission (%)
		1, 2 et 3	4 et 5	0		
Données classées	1, 2 et 3	216	72	200	488	55,7
	4 et 5	402	972	0	1374	29,3
	0	372	108	6400	6880	7,0
Total		990	1152	6600	8742	
Erreur d'omission (%)		78,2	15,6	3,0		
Exactitude globale (%)		86,80				
Coefficient de Kappa		0,65				

En somme, globalement, la nomenclature généralisée procure des exactitudes et des coefficients de Kappa plus élevés pour les classifications et leur validation que la nomenclature détaillée (Tableau 29). Ensuite, parmi les différentes résolutions de la nomenclature généralisée, celle à 100 cm semble offrir de meilleurs résultats. En effet, bien que ses statistiques à l'étape de la classification soient légèrement inférieures à celles des résolutions à 50 et 200 cm, son exactitude globale et son coefficient de Kappa à l'étape de la validation sont proportionnellement beaucoup plus élevés. C'est pourquoi la nomenclature généralisée à 100 cm de résolution a été choisie comme étant la meilleure classification pour les densités (Figure 21). À l'étape de la validation, la nomenclature détaillée à 5 cm de résolution offre aussi une exactitude globale comparable à celle de la nomenclature retenue, mais elle a été écartée à cause de ses exactitudes moyenne et globale les plus faibles répertoriées.

Tableau 29. Exactitudes et coefficients de Kappa des classifications des densités

Étape	Statistique	Nomenclature							
		Détaillée				Généralisée			
		5 cm	50 cm	100 cm	200 cm	5 cm	50 cm	100 cm	200 cm
Classification (matrice de confusion)	Exactitude moyenne (%)	47,13	54,94	55,87	57,58	65,95	70,06	70,06	70,60
	Exactitude globale (%)	44,43	51,60	52,94	56,02	63,18	65,25	64,73	65,41
	Coefficient de Kappa	0,45	0,42	0,43	0,45	0,63	0,48	0,48	0,49
Validation (matrice des erreurs)	Exactitude globale (%)	87,67	48,76	52,53	51,70	60,18	81,84	89,41	86,80
	Coefficient de Kappa	0,42	0,11	0,13	0,15	0,28	0,54	0,68	0,65

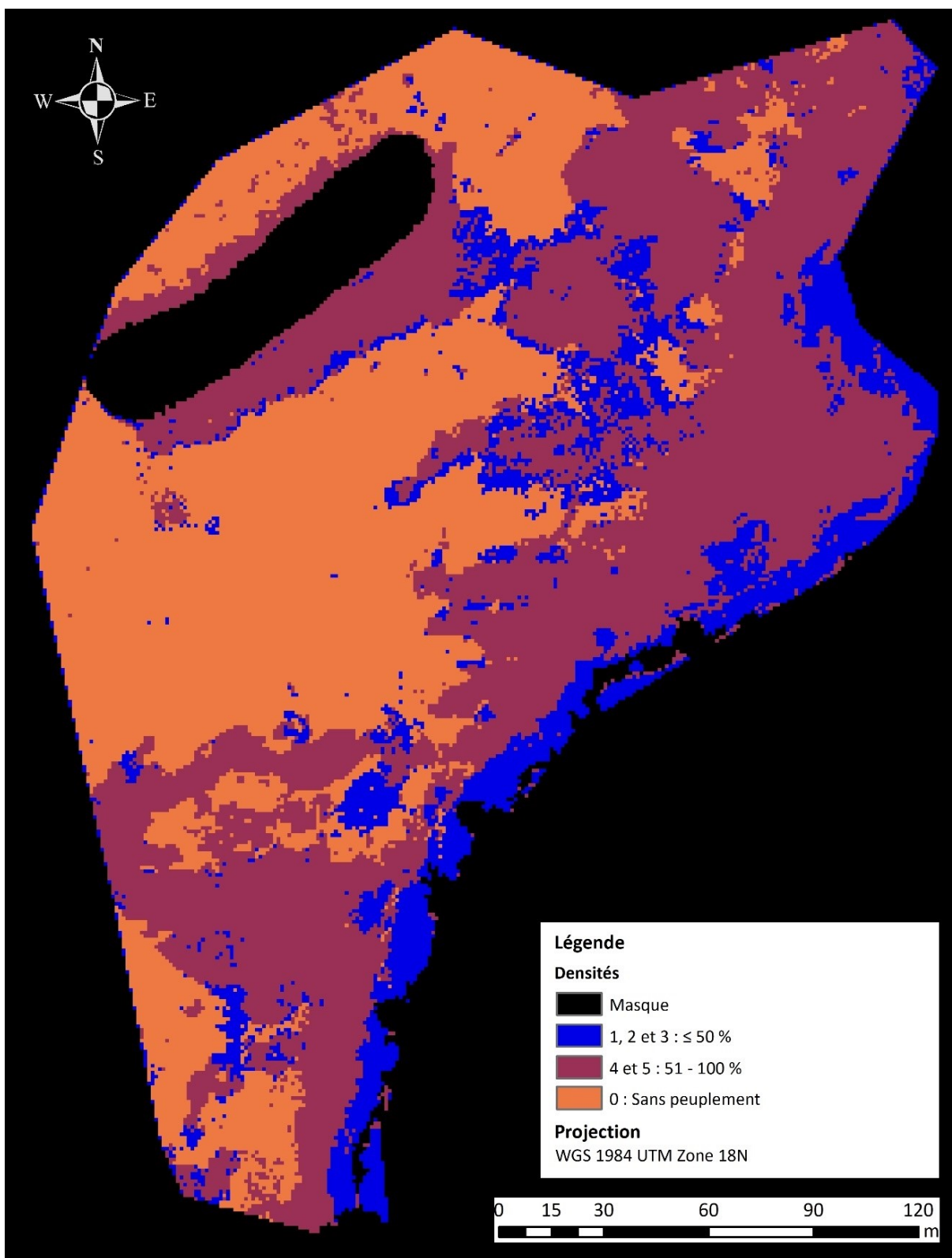


Figure 21. Classification des densités selon la nomenclature généralisée à 100 cm de résolution

4.3.2.3. Classifications des taxons

Pour la validation des classifications des taxons, toutes nomenclatures confondues, les matrices des erreurs indiquent que les erreurs de commission sont très élevées pour les classes 1 à 4 et la classe combinée « Alismatales » (3 et 4), variant de 53,4 à 100,0 % (Tableau 30 au Tableau 33). Pour sa part, la classe « sans peuplement » (0) obtient de très faibles erreurs de commission, soit entre 0,0 et 0,1 %. Du côté des erreurs d'omission, aucune tendance n'est vraiment observable, à l'exception que les classes de « *Nitella* sp. » (1) et « *Phragmites australis* » (2) ont les plus faibles pourcentages à chaque nomenclature, variant de 0,1 à 30,0 %.

Tableau 30. Matrice des erreurs de la validation de la classification des taxons avec la nomenclature détaillée et considérant les classes de densité de 1 à 5

		Données de validation					Total	Erreur de commission (%)
		1	2	3	4	0		
Données classées	1	53125	0	53751	28364	7150500	7285740	99,3
	2	6	13584	33	100	23500	37223	63,5
	3	1356	5818	28476	17944	326400	379994	92,5
	4	1567	0	27	13792	92700	108086	87,2
	0	3114	0	42	0	3887400	3890556	0,1
Total		59168	19402	82329	60200	11480500	11701599	
Erreur d'omission (%)		10,2	30,0	65,4	77,1	66,1		
Exactitude globale (%)			34,15					
Coefficient de Kappa			0,02					

Tableau 31. Matrice des erreurs de la validation de la classification des taxons avec la nomenclature détaillée et considérant les classes de densité de 3 à 5

		Données de validation					Total	Erreur de commission (%)
		1	2	3	4	0		
Données classées	1	19297	0	45882	65516	1219200	1349895	98,6
	2	188	19390	5220	3312	72300	100410	80,7
	3	2894	0	3405	6460	3554800	3567559	99,9
	4	0	16	9333	0	352500	361849	100,0
	0	0	0	3	0	6281700	6281703	0,0
Total		22379	19406	63843	75288	11480500	11661416	
Erreur d'omission (%)		13,8	0,1	94,7	100,0	45,3		
Exactitude globale (%)			54,23					
Coefficient de Kappa			0,02					

Tableau 32. Matrice des erreurs de la validation de la classification des taxons avec la nomenclature généralisée et considérant les classes de densité de 1 à 5

		Données de validation				Total	Erreur de commission (%)
		1	2	3 et 4	0		
Données classées	1	53722	0	135495	7252600	7441817	99,3
	2	5	13712	105	15600	29422	53,4
	3 et 4	2327	5690	76795	324700	409512	81,2
	0	3114	0	70	3887600	3890784	0,1
Total		59168	19402	212465	11480500	11771535	
Erreur d'omission (%)		9,2	29,3	63,9	66,1		
Exactitude globale (%)		34,25					
Coefficient de Kappa		0,02					

Tableau 33. Matrice des erreurs de la validation de la classification des taxons avec la nomenclature généralisée et considérant les classes de densité de 3 à 5

		Données de validation				Total	Erreur de commission (%)
		1	2	3 et 4	0		
Données classées	1	20628	0	156135	1145800	1322563	98,4
	2	65	14384	14885	57200	86534	83,4
	3 et 4	1686	5022	29490	4592100	4628298	99,4
	0	0	0	5	5685400	5685405	0,0
Total		22379	19406	200515	11480500	11722800	
Erreur d'omission (%)		7,8	25,9	85,3	50,5		
Exactitude globale (%)		49,05					
Coefficient de Kappa		0,02					

Finalement, la comparaison des statistiques des classifications et validations confirme la moins bonne performance des nomenclatures incluant toutes les classes de densité (1 à 5) des herbiers aquatiques (Tableau 34). Ensuite, la nomenclature détaillée semble produire des résultats statistiques plus prometteurs que la nomenclature généralisée. En somme, c'est donc la nomenclature détaillée avec densités de 3 à 5 qui a été sélectionnée comme ayant le plus grand potentiel pour classer les taxons des herbiers aquatiques (Figure 22).

Tableau 34. Exactitudes et coefficients de Kappa des classifications des taxons

Étape	Statistique	Nomenclature			
		Détailée		Généralisée	
		Densités 1 à 5	Densités 3 à 5	Densités 1 à 5	Densités 3 à 5
Classification (matrice de confusion)	Exactitude moyenne (%)	48,28	90,29	47,57	87,16
	Exactitude globale (%)	47,62	70,09	47,47	68,51
	Coefficient de Kappa	0,47	0,69	0,48	0,69
Validation (matrice des erreurs)	Exactitude globale (%)	34,15	54,23	34,25	49,05
	Coefficient de Kappa	0,02	0,02	0,02	0,02

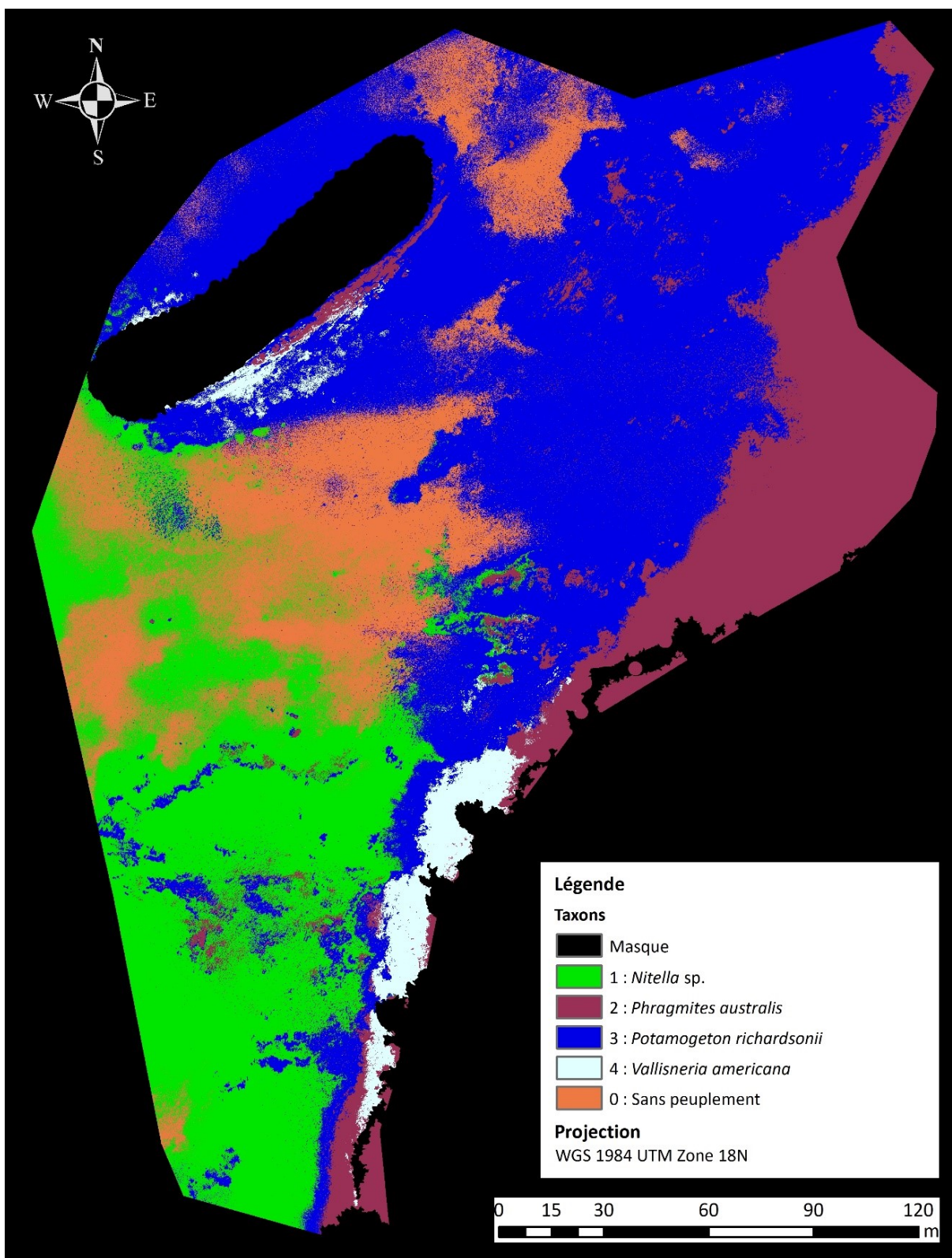


Figure 22. Classification des taxons selon la nomenclature détaillée avec les classes de densité 3 à 5

4.4. Caractérisation des herbiers aquatiques

4.4.1. Superficies des classes des herbiers aquatiques

Parmi les peuplements de macrophytes, les herbiers submergés occupent près de 65 % de la zone d'étude, ce qui correspond à un peu plus de 31 200 m² (Tableau 35). La seconde classe en importance est celle « sans peuplement » avec 23,6 %, pour finir avec les herbiers émergents qui couvrent 12,2 % de la zone d'étude.

Tableau 35. Superficie occupée par les classes de la classification des peuplements de macrophytes

Description	Classe	Nombre de pixels	% zone d'étude	Superficie (m ²)	Superficie (ha)
Submergés	1, 2, 6 et 7a	12094568	64,2	31212	3,12
Émergents	7b	2308058	12,2	5956	0,60
Sans peuplement	0	4450058	23,6	11484	1,15
Total		18852684	100,0	48652	4,87

Pour les densités, les résultats indiquent que la majorité des herbiers aquatiques ont une densité élevée, ceux-ci couvrant 46,2 % de la zone d'étude (Tableau 36). Les herbiers moins denses occupent quant à eux près de 14 % de la zone. Ici, la classe « sans peuplement » a une plus grande superficie que cette même classe dans la classification des peuplements de macrophytes (19 490 m² comparativement à 11 484 m²).

Tableau 36. Superficie occupée par les classes de la classification des densités

Description	Classe	Nombre de pixels	% zone d'étude	Superficie (m ²)	Superficie (ha)
≤ 50 %	1, 2 et 3	6424	13,9	6799	0,68
51 - 100 %	4 et 5	21302	46,2	22547	2,25
Sans peuplement	0	18414	39,9	19490	1,95
Total		46140	100,0	48836	4,88

Du côté des taxons, *P. richardsonii* est l'espèce occupant la plus grande proportion de la zone d'étude avec ses 41,5 % (Tableau 37). À l'inverse, *V. americana* est la classe qui couvre la superficie la plus faible avec 3,0 % de la zone d'étude. Dans cette classification, la classe « sans peuplement » n'occupe que 17,6 % de la zone, soit un total de 8 567 m².

Tableau 37. Superficie occupée par les classes de la classification des taxons

Description	Classe	Nombre de pixels	% zone d'étude	Superficie (m ²)	Superficie (ha)
<i>Nitella</i> sp.	1	4304525	22,8	11108	1,11
<i>Phragmites australis</i>	2	2844022	15,1	7339	0,73
<i>Potamogeton richardsonii</i>	3	7823994	41,5	20191	2,02
<i>Vallisneria americana</i>	4	560538	3,0	1447	0,14
Sans peuplement	0	3319605	17,6	8567	0,86
Total		18852684	100,0	48652	4,87

4.4.2. Combinaison des cartes de classification

Il importe de mentionner que les résultats concernant les taxons doivent être utilisés avec précaution. En effet, les nomenclatures du thème des taxons ne prennent pas en compte les stations ayant des peuplements hétérogènes en termes de taxonomie. Les classifications ont plutôt été effectuées sur seulement quatre des quatorze taxons recensés, et ce, en utilisant uniquement les peuplements purs répertoriés. Pour plus de réalisme, la carte des taxons a donc été exclue de la combinaison des thèmes. Seules les cartes des peuplements de macrophytes et des densités ont été mises en commun.

À cause de la différence entre les couvertures de la classe « sans peuplement » entre la classification des peuplements de macrophytes et celle des densités, la combinaison des deux classifications a fait apparaître des classes conflictuelles. Par exemple, la classe de peuplement submergé a obtenu une densité « sans peuplement » (Tableau 38). Dans tous les cas, une approche conservatrice a été préconisée afin d'éviter de surestimer les superficies des herbiers aquatiques. Ces conflits ont donc été placés dans la classe combinée « sans peuplement ».

Les résultats de cette combinaison montrent que les herbiers aquatiques sont majoritairement submergés à densité de 51 à 100 % (Tableau 39). Cette classe couvre 38,6 % de la zone d'étude, ce qui est légèrement plus faible en superficie que la classe « sans peuplement ».

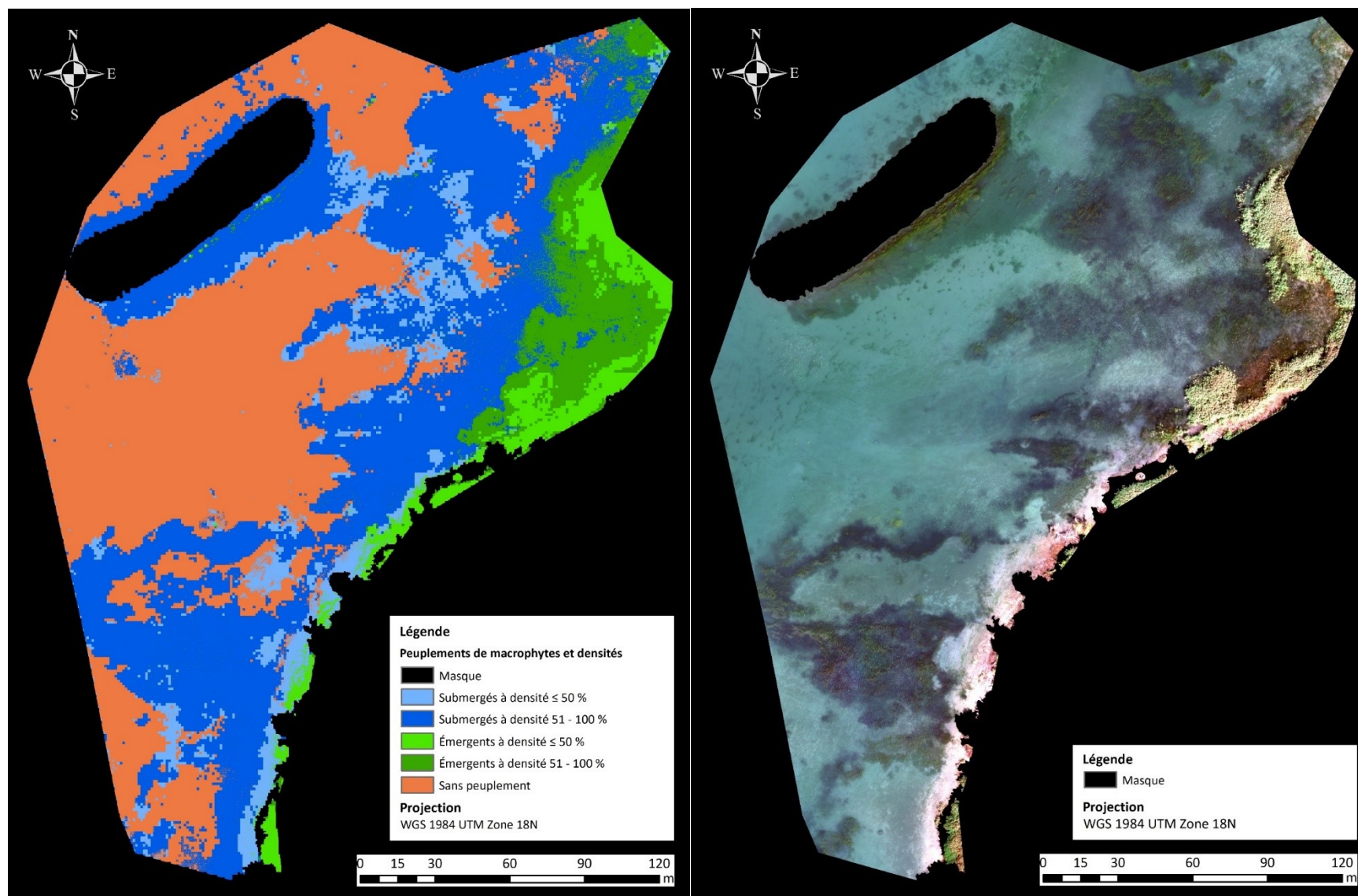
Tableau 38. Combinaison des thèmes des peuplements de macrophytes et des densités et gestion des classes en conflit

Peuplement de macrophytes	Densité	Classe combinée	Classe en conflit
Submergés	≤ 50 %	Submergés à densité ≤ 50 %	-
Submergés	51 - 100 %	Submergés à densité 51 - 100 %	-
Submergés	Sans peuplement	Sans peuplement	Conflit
Émergents	≤ 50 %	Émergents à densité ≤ 50 %	-
Émergents	51 - 100 %	Émergents à densité 51 - 100 %	-
Émergents	Sans peuplement	Sans peuplement	Conflit
Sans peuplement	≤ 50 %	Sans peuplement	Conflit
Sans peuplement	51 - 100 %	Sans peuplement	Conflit
Sans peuplement	Sans peuplement	Sans peuplement	-

Tableau 39. Superficie occupée par les classes de la classification combinée des peuplements de macrophytes et des densités

Classe combinée	Nombre de pixels	% zone d'étude	Superficie (m ²)	Superficie (ha)
Submergés à densité ≤ 50 %	1562895	8,3	4033	0,40
Submergés à densité 51 - 100 %	7244970	38,6	18697	1,87
Émergents à densité ≤ 50 %	879703	4,7	2270	0,23
Émergents à densité 51 - 100 %	1386516	7,4	3578	0,36
Sans peuplement	7715341	41,1	19911	1,99
Total	18789425	100,0	48489	4,85

Les principaux secteurs « sans peuplement » sont localisés au centre-ouest, au sud et au nord de la zone d'étude (Figure 23). Les herbiers émergents sont présents tout le long de la berge, tout comme les herbiers submergés. Ces derniers s'étalent même jusqu'à la digue qui est aussi presque totalement encerclée de macrophytes submergés. Toute cette description concorde également avec ce qui est possible d'observer à l'œil nu sur l'orthomosaïque en couleurs vraies (Figure 23).



5. Discussion

5.1. Conformité avec les besoins des suivis biologiques du MTQ

Dans ce projet d'aménagement de la digue, le MPO a exigé que le MTQ mette en place un programme de suivi afin de surveiller l'atteinte des objectifs compensatoires de la digue. Ce suivi implique la remise de rapports périodiques documentant l'évolution de la faune ichtyologique, la physicochimie de l'eau, la bathymétrie et la végétation aquatique (MTMDET, 2016). Pour les herbiers aquatiques, la caractérisation *in situ* qu'effectue le MTQ dépasse largement les exigences du MPO (Chabot, 2019).

Les informations obtenues grâce aux traitements d'images permettent de localiser et d'identifier les formes d'herbier aquatique présentes, leur densité (≤ 50 % et 51-100 %) et les zones sans peuplement. Pour toutes ces classes, les superficies de leur distribution sont également calculées. Malgré une perte d'informations par rapport à la caractérisation sur le terrain, la méthodologie présentée dans cet essai permet effectivement de combler entièrement les besoins du MTQ pour faire rapport au MPO (Chabot, 2019). Toutefois, contrairement au relevé *in situ*, l'imagerie par drone a permis de couvrir l'intégralité de la zone d'étude.

5.2. Performance et comparaison des classifications

5.2.1. Classifications des peuplements de macrophytes

Pour les peuplements de macrophytes, la meilleure classification réalisée ne permet pas de présenter des classes plus détaillées que la forme d'herbier aquatique. En conséquence, il est impossible de connaître l'arrangement tridimensionnel des peuplements de macrophytes dans la colonne d'eau. En termes de qualité de l'habitat du poisson, il est reconnu que parmi les herbiers submergés, une plus grande abondance de poissons utilise les zones de végétation qui occupent la hauteur de la colonne d'eau, comparativement aux zones tapissées de type « gazon » de l'algue *Nitella*.

Peu d'auteurs ont tenté de caractériser les peuplements de macrophytes de façon aussi détaillée que dans l'ouvrage de Pourriot et Meybeck (1995) à l'aide de classifications multispectrales, tel que réalisé dans le cadre de cet essai. Dans leur étude, Zweig *et al.* (2015) ont tenté de

cartographier neuf communautés végétales d'un milieu humide marécageux. Les classes étaient décrites en fonction de la présence d'arbres, d'arbustes, d'herbiers flottants, de végétation émergente, mais aussi selon différentes combinaisons en peuplement bistratifié et selon leur densité / dominance par rapport à l'eau libre ou par rapport à une autre strate de végétation. L'étude exclut cependant les macrophytes submergés. La classification a été réalisée par apprentissage automatique en considérant les caractéristiques spectrales et texturales des images. Finalement, ils ont obtenu une exactitude de classification de 69 % (Kappa = 0,65), ce qui est relativement semblable au résultat de notre nomenclature détaillée. Une généralisation en trois classes écologiquement pertinentes leur a permis d'obtenir une exactitude de 91 % (Kappa = 0,84), ce qui surpasse grandement les résultats de nos nomenclatures généralisées. De leur côté, Villa *et al.* (2015) ont classifié des communautés de macrophytes (émergent hélophyte, émergent rhizoïde, flottant et bistratifié flottant et submergé). Pour ce faire, ils ont calculé des indices qui ont permis de révéler des différences spectrales entre les différents taxons inclus dans les classes, notamment dans le PIR. L'évolution des indices dans le temps a également permis de connaître les périodes de la saison de croissance permettant une meilleure séparabilité spectrale des taxons. En somme, ils ont obtenu une exactitude moyenne de 90 % (Kappa = 0,86) pour leurs quatre sites à l'aide d'une approche de classification par arbre de décision, et ce, à partir d'images satellitaires de 10 à 30 m de résolution spatiale.

Si les peuplements de macrophytes sont peu étudiés dans le détail, les trois formes d'herbier aquatique (submergé, flottant, émergent) sont quant à eux un concept fréquent dans de nombreux articles. Globalement, leur capacité de détection et d'identification s'avère meilleure que la nôtre. Par exemple, Husson *et al.* (2017) ont obtenu des exactitudes allant de 78 à 87 % pour classifier les formes d'herbiers non submergés (eau libre, flottant, émergent). Leur méthodologie est composée d'une classification orientée objet avec un algorithme d'apprentissage automatique. De leur côté, Chen *et al.* (2018) ont obtenu une exactitude de classification de plus de 90 % pour distinguer une espèce d'algue, la VAS, la végétation aquatique émergente et l'eau libre. Il faut toutefois mentionner que leur méthodologie performe mieux en eau peu profonde, car elle utilise les pics de réflectance des végétaux dans le PIR. La végétation

aquatique submergée (VAS) doit donc se situer à moins de 30 cm de profondeur pour être détectée.

D'autres appareils semblent peut-être plus adaptés pour cartographier les peuplements de macrophytes submergés. C'est le cas du sonar et du LiDAR qui sont présentés à la section 2.3.3.2.

5.2.2. Classifications des densités

Une perte d'information est aussi observée au sujet de la classification des densités. En effet, les six classes de densité utilisées pour la caractérisation *in situ* ont dû être simplifiées en seulement trois classes (classe « sans peuplement » incluse) pour obtenir une meilleure classification dirigée. Dans leur étude, Marcaccio *et al.* (2015) ont aussi utilisé des classes de densités très détaillées pour leur données de terrain, mais ont dû les généraliser en trois classes (les mêmes que nous avons utilisées) afin de permettre les comparaisons statistiques avec les classes déterminées pour les images par drone.

De leur côté, avec des images satellitaires à 2 m de résolution, Koedsin *et al.* (2016) ont classifié des herbes marines en conservant leurs quatre classes de pourcentage de couvert (0 - 25 %, 26 - 50 %, 51 - 75 %, et 76 - 100 %) aussi utilisées pour la caractérisation *in situ*. La meilleure classification obtient une exactitude globale de 74 % (Kappa = 0,64). À des fins de comparaison, l'exactitude obtenue aux îles de la Paix dans ces mêmes conditions (nomenclature détaillée avec 200 cm de résolution) est de 52 % (Kappa = 0,15). Cette différence peut en partie s'expliquer par la grande précision de localisation de leurs stations et par le fait que leur méthodologie pour la récolte des données de densité *in situ* semble beaucoup moins subjective que celle utilisée par le MTQ qui consiste à déterminer la densité globalement sur une station faisant environ 40 m² (MTMDET, 2018). En effet, Koedsin *et al.* (2016) ont plutôt utilisé des quadrats de 0,5 m × 0,5 m pour délimiter les stations *in situ* et les ont pris en photo (vue au nadir). Chaque station a été précisément localisée avec un récepteur GNSS avec cinématique en temps réel (RTK). Une grille régulière de 100 points a été placée sur chaque photo et le type de couvert a été déterminé à chaque point. Le pourcentage de couvert d'herbes marines consiste donc à calculer le nombre de points à couvert de VAS. Cette méthode intéressante pourrait peut-être s'appliquer aux relevés du MTQ.

5.2.3. Classifications des taxons

Les résultats obtenus ont démontré qu'il est préférable, pour l'entraînement et la validation, d'utiliser seulement les stations ayant une classe de densité élevée. En effet, plus la densité d'un herbier diminue, plus la superficie d'eau libre est grande, plus l'eau contribue à la réflectance totale et plus celle-ci diminue (Silva *et al.*, 2008). Ce phénomène est lié à la forte absorption de l'eau, notamment dans le PIR. C'est également pour cette raison que Pu *et al.* (2015) ont manuellement récolté la réflectance de différentes espèces d'herbes marines avec différentes densités afin de documenter les caractéristiques spectrales des plantes visées.

Malgré tout, tel que mentionné à la section 4.4.2, les classifications générées sous le thème des taxons ne représentent pas la réalité puisque les peuplements hétérogènes et la majorité des taxons inventoriés n'ont pas été considérés. Les résultats obtenus peuvent donc difficilement être comparés à des études dans la littérature. Notre méthodologie comporte cependant certaines similitudes avec celle de Koedsin *et al.* (2016), mais, malgré l'utilisation d'imagerie multispectrale satellitaire de 2 m de résolution, ils ont obtenu une exactitude globale de 75 % (Kappa = 0,61) pour l'identification des espèces d'herbes marines, ce qui est bien supérieur à nos résultats. Leur méthodologie comporte des points intéressants qui pourraient s'adapter à l'acquisition des données *in situ* du MTQ. En effet, en plus d'identifier les espèces présentes dans chaque station (quadrat de 0,5 m × 0,5 m), les auteurs ont déterminé l'espèce dominante (ou les espèces en codominance). Des six espèces d'herbes marines répertoriées, seules les trois dominantes ont été classifiées. Pour l'entraînement et la validation, ils ont sélectionné seulement les stations n'ayant qu'une seule espèce dominante. Sans information sur la dominance dans les stations, nous avons dû utiliser seulement les stations en peuplement pur, réduisant ainsi énormément le nombre de stations disponibles pour l'entraînement et la validation et biaisant la classification en présence de peuplements hétérogènes. En somme, Koedsin *et al.* (2016) ont obtenu une carte de la distribution des trois espèces dominantes, comparativement à notre carte irréaliste de la distribution de quatre espèces. Bien entendu, la grande précision de la localisation des stations a aussi joué un rôle important dans l'exactitude de la classification.

Pour identifier des espèces de macrophytes, l'imagerie hyperspectrale et la classification orientée objet sont aussi grandement utilisées, séparément ou conjointement. Ces concepts sont respectivement présentés aux sections 2.3.3.1 et 2.3.4.4.

5.3. Spécifications des images et indices de végétation

5.3.1. Résolution spatiale

La résolution spatiale de 5 cm, possible grâce à l'imagerie par drone, a permis une plus grande précision et finesse d'observation des herbiers aquatiques des îles de la Paix que si elle avait été acquise par avion ou satellite. Les images à très haute résolution ont l'avantage de rendre observables les caractéristiques texturales, spatiales et spectrales des différentes cibles, mais une grande quantité de pixels et de types de couvert différents doivent être gérés (Guo *et al.*, 2017 ; Visser *et al.*, 2013). Plusieurs auteurs ont utilisé des images à ces résolutions pour identifier et cartographier des espèces aquatiques (Husson *et al.*, 2016 ; Visser *et al.*, 2013 ; 2018) ou effectuer le suivi d'une plante envahissante (Chabot *et al.*, 2018).

À l'inverse de la très haute résolution, l'imagerie satellitaire est également très utilisée pour étudier la végétation aquatique (Silva *et al.*, 2008). Sa résolution spatiale est souvent de 30 m dans les articles consultés (Chen *et al.*, 2018 ; Sinha *et al.*, 2017 ; Villa *et al.*, 2015 ; Yadav *et al.*, 2017). Ces études concernent des sujets moins spécifiques, comme les communautés de macrophytes et les différentes formes d'herbiers, car généralement, à cette résolution, il est impossible de distinguer les différentes espèces d'herbiers aquatiques (Silva *et al.*, 2008).

En somme, généralement, la résolution spatiale et la plate-forme d'acquisition vont de concert. Le choix de la résolution spatiale des images doit donc se baser sur les objectifs à atteindre et le niveau de détail nécessaire, mais aussi sur la grandeur du territoire à couvrir, l'aspect temporel de l'étude, le besoin de déploiement rapide, etc.

5.3.2. Bandes

Tout porte à croire que les cinq bandes de la caméra MicaSense RedEdge 3, du bleu au PIR, sont suffisantes pour caractériser les herbiers aquatiques et répondre aux objectifs de la présente étude. La majorité des études consultées utilisent aussi cette section du spectre

électromagnétique, soit en imagerie multispectrale, soit en imagerie hyperspectrale. Étant donné leur grand pouvoir de discrimination (Guo *et al.*, 2017), les études impliquant des capteurs hyperspectraux comportent un volet d'identification d'espèces de macrophytes, et ce, des diverses formes d'herbier aquatique. De son côté, l'imagerie multispectrale s'est montrée performante pour des études moins spécifiques, comme la délimitation des milieux humides et la cartographie des communautés de macrophytes et des formes d'herbier.

Finalement, d'autres auteurs ont plutôt préféré élargir le spectre électromagnétique en utilisant aussi la réflectance dans l'infrarouge à ondes courtes (SWIR) en tant que critère seuil dans un arbre de décision pour isoler et classifier les pixels d'une image (Yadav *et al.*, 2017), comme élément dans le calcul d'indices pour améliorer l'image et faire ressortir le couvert de végétation aquatique et la turbidité de l'eau (Sinha *et al.*, 2017) ou pour élargir l'étendue de la signature spectrale d'espèces de végétation aquatique (Schmidt et Skidmore, 2003). La bande *coastal* (400 à 450 nm) a également été utilisée dans les classifications dirigées de l'étude des herbes marines côtières de Koedsin *et al.* (2016). Finalement, Brooks *et al.* (2019) a aussi récolté de l'information sur la signature spectrale d'espèces de plantes aquatiques dans l'ultraviolet, mais cette partie du spectre ne s'est pas avérée utile à la distinction entre le *Myriophyllum spicatum* et les autres macrophytes submergés.

5.3.3. Indices de végétation

Les indices de végétation calculés dans le cadre de ce travail ont été choisis selon la forme d'herbier aquatique (émergent, flottant ou submergé) présent dans la zone d'étude et en fonction de leur performance dans d'autres études de la littérature scientifique.

D'autres auteurs ont aussi présenté des indices qui pourraient s'avérer intéressants dans le contexte de notre étude. Par exemple, Villa *et al.* (2014) ont développé deux indices : le NDAVI et le WAVI (Tableau 40). Il faut toutefois mentionner que ces indices ont été testés et utilisés avec de la végétation aquatique émergente. D'après ces auteurs, ces indices sont plus sensibles aux caractéristiques de la végétation et sont plus performants que le NDVI pour discriminer la végétation aquatique de la végétation terrestre.

Tableau 40. Indices présentés dans l'étude de Villa *et al.* (2014)

Indice	Formule
NDAVI (<i>Normalized Difference Aquatic Vegetation Index</i>)	$\text{NDAVI} = \frac{\text{NIR} - \text{bleu}}{\text{NIR} + \text{bleu}}$
WAVI (<i>Water-Adjusted Vegetation Index</i>)	$\text{WAVI} = (1 + L) \frac{\text{NIR} - \text{bleu}}{\text{NIR} + \text{bleu} + L}$

Bien que seul *Phragmites australis* ait été pris en compte parmi les taxons émergents inventoriés dans les classifications des taxons, le NDAVI et la WAVI seraient peut-être un atout pour mieux séparer les espèces émergentes aquatiques obligées comme *Schoenoplectus* spp., et les espèces émergentes aquatiques facultatives comme *Lythrum salicaria* et *P. australis* (MDDELCC, 2015).

De leur côté, dans un contexte de suivi d'une espèce invasive, Brooks *et al.* (2019) ont testé plusieurs indices pour montrer leur capacité à différencier *M. spicatum* d'autres espèces de macrophytes submergés. Ils ont testé le rapport *red-edge*/bleu, le NDVIRE (le même indice que celui du présent essai) et le NDAVI et WAVI de Villa *et al.* (2014) auxquels la bande PIR a été changée par le *red-edge* afin d'augmenter leur sensibilité pour la VAS (Tableau 41). L'indice NDVIRE s'est avéré être l'indice permettant la meilleure différenciation spectrale entre le *M. spicatum*, les autres macrophytes submergés et le substrat (Brooks *et al.*, 2019).

Tableau 41. Indices présentés dans l'étude de Brooks *et al.* (2019)

Indice	Formule
Simple rapport RE/B	$\text{RE/B} = \frac{\text{red-edge}}{\text{bleu}}$
NDVIRE (NDVI avec <i>red-edge</i>)	$\text{NDVIRE} = \frac{\text{RE} - \text{rouge}}{\text{RE} + \text{rouge}}$
mNDAVI (<i>modified Normalized Difference Aquatic Vegetation Index</i>)	$\text{mNDAVI} = \frac{\text{RE} - \text{bleu}}{\text{RE} + \text{bleu}}$
mWAVI (<i>modified Water-Adjusted Vegetation Index</i>)	$\text{mWAVI} = (1 + L) \frac{\text{RE} - \text{bleu}}{\text{RE} + \text{bleu} + L}$

En somme, dans le cadre d'une étude, les indices intégrés dans une méthodologie pour accentuer la végétation aquatique doivent être choisis en fonction des formes d'herbier aquatique présentes dans la zone d'étude et selon les objectifs de l'étude.

5.4. Limites des données

5.4.1. Données de caractérisation *in situ*

La caractérisation des stations, qui ont servi de sites d'entraînement et de validation aux classifications dirigées, a été réalisée le 30 juillet 2018, soit 36 jours avant la date de l'acquisition des images par drone (le 4 septembre 2018). Selon la recommandation de Jensen (2005), ces deux étapes doivent idéalement être réalisées à des moments les plus proches possible, afin d'éviter les changements dans le paysage entre les deux types de données. Dans le cas présent, pour des raisons de disponibilités, l'équipe du MTQ n'a pas réalisé le relevé de caractérisation lors de la période de croissance maximale des herbiers qui s'échelonne de la mi-août à la mi-septembre (Hudon, 1997 ; Vis *et al.*, 2007). La probable différence entre le niveau de croissance des macrophytes lors de la caractérisation et lors de la prise des images par drone est donc une source d'erreur pouvant avoir affecté l'exactitude des résultats.

Une autre source d'erreur majeure de la caractérisation *in situ* concerne la navigation de station en station à l'aide du GPS. L'édition des polygones des stations à partir de la trace GPS s'est avérée être un exercice complexe et comportant somme toute son lot d'incertitude quant à la localisation géographique des stations, et donc sur la qualité des sites d'entraînement et de validation des classifications dirigées. Dans toutes les classifications, de nombreux sites d'entraînement et de validation étaient peu représentatifs et recouvraient en réalité différentes classes de peuplements de macrophytes, densité ou taxons. Les résultats des matrices de confusion et des erreurs le démontrent. Jensen (2005) indique que le niveau de détail atteint dans les classifications dépend de la qualité des zones d'entraînement et de validation. Étant donné la faible représentativité des zones d'entraînement, il serait pertinent d'envisager la sélection de ces zones en éditant des polygones directement à l'écran au lieu d'importer les polygones des stations de caractérisation. Cette méthode nécessite cependant la connaissance du terrain et des classes présentes pour pouvoir les reconnaître par interprétation visuelle (Jensen, 2005).

Il semble que la conduite et l'immobilisation de l'embarcation en milieu lotique aient été ardues, voire impossibles. Il est malgré tout impératif d'améliorer la navigation afin d'augmenter la

précision de la localisation des polygones des stations. Voici quelques recommandations à cet effet :

- Ajuster la date et l'heure du GPS et le paramétrer de façon à utiliser la trace GPS selon un intervalle de temps écoulé (à toutes les 5 secondes par exemple) ;
- Prendre des points de repère GPS au début et à la fin de la caractérisation de chaque station pour faciliter l'édition des polygones des stations. Si ce n'est pas possible, noter l'heure du début et de la fin de la caractérisation de chaque station pour pouvoir se repérer rapidement sur la trace GPS ;
- Utiliser un récepteur GPS plus performant, offrant une meilleure précision (< 1 m) et avec lequel il est possible d'effectuer une correction différentielle des données par post-traitement cinématique (PPK).

Finalement, il serait pertinent de repenser la nomenclature de caractérisation *in situ* utilisée. En effet, étant donné que certains peuplements de macrophytes de Pourriot et Meybeck (1995) mélangent peuplement et densité, la détermination du peuplement dominant devient facilement redondante ou contradictoire si ce peuplement ne correspond pas avec la densité globale de la végétation sur la station. En somme, les classes de peuplements de macrophytes à identifier sur le terrain devraient être révisées afin de les définir plus clairement en fonction des objectifs du projet de caractérisation et selon la capacité du traitement de l'imagerie à pouvoir les détecter.

5.4.2. Imagerie par drone

La journée de l'acquisition des images par drone a été minutieusement sélectionnée afin de réunir les conditions optimales d'acquisition. Le vent, par exemple, peut faire apparaître du brouillage sur les images, à cause du mouvement des végétaux et de la diminution de la stabilité du drone et de la visibilité dans la colonne d'eau (vagues, turbidité, etc.) (Gross et Heumann, 2016 ; Husson *et al.*, 2014 ; Meneses *et al.*, 2018). Conséquemment, ce brouillage peut nuire à la détermination des points clés et à la constitution du nuage de points. En somme, l'acquisition des images dans des conditions appropriées contribue grandement à obtenir des images de haute qualité et est un des prérequis de base pour la réussite d'un processus de traitement d'images (Brooks *et al.*, 2019 ; Chabot *et al.*, 2018).

Dans un contexte de caractérisation d'herbiers aquatiques, un des désavantages de la photographie aérienne par rapport aux relevés *in situ* est qu'il n'est pas possible de voir ce qui se cache sous les arbres en berge, ni s'il y a présence d'un sous-étage de plantes submergées sous des spécimens flottants (Anker *et al.*, 2014 ; Flynn et Chapra, 2014).

5.5. Limites des traitements

5.5.1. Production du MNS et des orthomosaïques

Les étapes accomplies par le logiciel Pix4Dmapper ont permis de créer le MNS et les orthomosaïques des cinq bandes et des indices. La qualité du mosaïquage dépend entre autres du territoire parcouru. En effet, il a été démontré que les grandes structures géométriques, comme des bâtiments, des rues, des voitures, permettent d'estimer plus précisément les paramètres d'orientation de la caméra et facilitent la détection des points clés, comparativement à un territoire avec objets irréguliers, comme la végétation (Meneses *et al.*, 2018). Ainsi, il y a de plus grandes chances d'obtenir de telles structures sur les images lorsque le drone vole à haute altitude. Cependant, bien que l'alignement des images soit potentiellement optimisé, la résolution spatiale s'en trouve diminuée. Dans le cas de la zone d'étude aux îles de la Paix, la digue, les formes de la berge et les herbiers aquatiques semblent avoir été des repères intéressants. Le rapport de qualité de Pix4Dmapper indique en revanche que certaines images n'ont pas pu être calibrées et que le nombre de correspondances entre deux images est souvent faible. La localisation de ces images correspond effectivement aux zones de faible densité ou sans peuplement de VAS. Husson *et al.* (2017) ont eux aussi obtenu peu de correspondances entre les images situées en eau libre ou avec de la végétation clairsemée.

Aussi, un des points négatifs de la procédure du SfM est la modification de la valeur radiométrique des pixels, notamment aux endroits de grande différence de hauteur. En apparence, il est possible de remarquer une brisure dans le continuum des pixels. Des trous peuvent même apparaître dans le MNS et les orthomosaïques (Figure 24). Par chance, l'exemple présenté ci-dessous s'est retrouvé en dehors de la zone d'étude et a donc été masqué. Nesbit et Hugenholtz (2019) mentionnent que ce phénomène apparaît lorsque seulement des images au nadir sont utilisées. Les objets plus élevés causent alors un manque dans la couverture des images prises par le drone.

Ces lacunes se répercutent dans la production du MNS et des orthomosaïques et peuvent amener des erreurs géométriques et radiométriques et font conséquemment partie des sources d'erreur des classifications. L'ajout d'images obliques peut réduire ces erreurs dans le MSN (Nesbit et Hugenholtz, 2019). Pour le présent projet, des images RVB à angle de 45° étaient disponibles, mais n'ont pas été incorporées à la chaîne des opérations, entre autres parce que la zone d'étude était dégagée. En prévision de l'utilisation de la méthode décrite dans cet essai à d'autres sites d'étude, la prise d'images multispectrales obliques devrait être considérée selon la configuration du milieu humide à survoler.

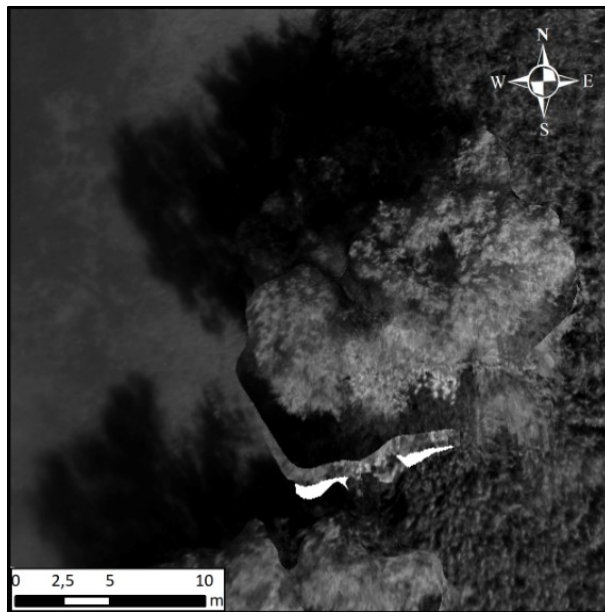


Figure 24. Exemple de brisure dans la radiométrie due à la procédure du SfM

5.5.2. Géoréférencement des orthomosaïques

À la suite de l'observation d'un décalage entre les orthomosaïques et une vue d'imagerie satellitaire et la superposition des polygones des stations, un géoréférencement a dû être réalisé sur les orthomosaïques générées par Pix4Dmapper. Madden *et al.* (2015) expliquent effectivement que sans points de contrôle au sol (PCS), l'échelle et l'orientation d'une mosaïque générée par SfM font habituellement défaut, même si la mosaïque est cohérente en soi. Husson *et al.* (2014) affirment également que, jumelé à un recouvrement élevé entre les images, le géoréférencement par PCS permet d'améliorer la précision géométrique et la qualité d'une orthomosaïque, qui autrement seraient altérées par la précision du GPS du drone et l'instabilité

de l'appareil. C'est pour cette raison que les PCS (qu'ils soient installés sur le terrain et précisément localisés ou identifiés à partir d'une orthophoto de référence externe) sont utilisés dans la quasi-totalité des études d'imagerie par drone consultées (Husson *et al.*, 2014 ; Husson *et al.*, 2017 ; Meneses *et al.*, 2018).

Le géoréférencement par PCS aurait cependant dû être intégré dans la chaîne de traitement des images dans le logiciel Pix4Dmapper (Pix4D, 2019c), au lieu d'être réalisé dans ArcGIS après la production des orthomosaïques. La méconnaissance du logiciel Pix4Dmapper a mené à cette faille dans la méthodologie et a introduit une source d'erreur. En effet, le géoréférencement a causé une torsion du MNS et des orthomosaïques générées par le logiciel. Par exemple, pour les orthomosaïques originales d'une résolution de 4,94 cm, le nombre de colonnes de pixels a augmenté de 6563 à 6574 et le nombre de rangées de pixels a diminué de 7786 à 7773. En conséquence, la résolution a été légèrement altérée, passant de 4,94 à 5,08 cm. Un géoréférencement intégré à la chaîne de traitement aurait sans doute permis d'éviter les modifications des valeurs de pixels dues à la torsion. De plus, étant donné la résolution plus grossière de la référence utilisée (21-30 cm pour les photos aériennes du MFFP (2018)) et le peu de points de repère permanents dans la zone d'étude, le géoréférencement réalisé a pu contribuer à l'incertitude entourant la localisation des pixels inclus dans chaque zone d'entraînement ou de validation.

5.5.3. Masque des orthomosaïques

Le masque qui a été tracé a été nécessaire pour retirer les superficies occupées par le milieu terrestre (île et digue), les zones ombragées, les arbres et le sol nu de la zone d'étude. Il a été créé à partir d'une orthomosaïque à la résolution originale de 5 cm. Or, pour les besoins des classifications sur le thème de la densité, ce masque n'était pas tout à fait ajusté aux orthomosaïques à résolutions plus grossières. Certains pixels de ces orthomosaïques ont donc sans doute obtenu une valeur inexacte. Aussi, il va sans dire qu'il n'a pas été possible de retirer toutes les superficies ombragées. En effet, par exemple, les peuplements de *P. australis* ont une apparence mouchetée à cause de petites zones d'ombre entre les plants. À la bordure de ces bosquets se trouve aussi une lisière ombragée à cause de leur grande taille. Les sites

d'entraînement et de validation recouvrant de telles zones obtiennent donc des valeurs de pixel très hétérogènes qui contribuent évidemment aux erreurs de classification.

Le choix d'avoir exclu les zones ombragées de la zone d'étude s'appuie sur le fait qu'elles ne représentent qu'une faible proportion de la superficie totale. Dans leur étude, Anker *et al.* (2014) aussi n'ont pas utilisé les transects ombragés pour leurs analyses comparatives. Pour leur part, Visser *et al.* (2018) n'ont rien tenté pour retirer ou réduire l'effet des ombres. Si les ombres avaient occupé une plus grande superficie, il aurait été préférable d'appliquer un modèle de correction pour atténuer leur effet sur la valeur radiométrique des pixels et éviter les confusions entre les classes spectrales (Caloz et Collet, 2001). Une méthode est présentée par Shahbazi (2016) dans un contexte orographique. Elle consiste à appliquer aux pixels une transformation linéaire découlant de la régression entre la luminance d'une zone ombragée et la luminance d'une zone non ombragée. Étant donné que les ombres peuvent causer des erreurs lors du processus de reconstitution stéréoscopique, cette méthode doit être un prétraitement appliqué à chaque image (Shahbazi, 2016).

Pour leur part, les arbres ont aussi été retirés de la zone d'étude parce qu'ils ne sont tout simplement pas des macrophytes et ne font pas partie du relevé de caractérisation *in situ*. Ils ne sont effectivement pas considérés dans aucun des trois thèmes de classification. De plus, ils nuisent à la visibilité de potentielles plantes aquatiques présentes sous leur canopée. Il s'agit ici d'un désavantage de l'utilisation de la photographie aérienne RVB et multispectrale (Anker *et al.*, 2014 ; Flynn et Chapra, 2014).

5.5.4. Classifications dirigées

Dans la procédure de classification dirigée du logiciel Geomatica, la combinaison de bandes et l'algorithme de classification sont des paramètres pouvant être modifiés.

D'abord, pour la combinaison de bandes choisie, plusieurs auteurs sont d'avis que l'intégration de diverses sources de données permettent d'améliorer l'exactitude de classifications (Guo *et al.*, 2017). Dans ce sens, l'ajout du MNS parmi les autres bandes spectrales et les indices devrait donc aussi permettre cette amélioration. En effet, l'expérience de Husson *et al.* (2017) a montré que

l'exactitude de classifications s'est significativement améliorée de 4 à 21 % en ajoutant le MNS pour classer les formes d'herbier (herbiers flottant et émergent seulement) et de 3 à 30 % pour les taxons dominants. Le MNS peut en fait réduire la confusion entre différentes formes d'herbier ou taxons ayant des signatures spectrales semblables (Husson *et al.*, 2017). Dans le même sens, il est sans doute probable que le MNS puisse également aider à discerner des taxons émergents de hauteurs différentes. Malgré l'absence d'herbiers flottants dans la zone d'étude aux îles de la Paix, l'ajout du MNS dans les classifications réalisées dans cet essai a quand même probablement positivement contribué à leur exactitude. Du côté des indices calculés, bien qu'il y ait une part de redondance entre ceux-ci et les orthomosaïques des cinq bandes, leur plus grande sensibilité pour rehausser la végétation aquatique justifie grandement de les avoir intégrés dans la combinaison de bandes des classifications.

Ensuite, parmi les algorithmes de classification disponibles dans le logiciel Geomatica pour les classifications dirigées, seul le maximum de vraisemblance a été aussi utilisé par d'autres auteurs de la littérature (Chabot et Bird, 2013 ; Koedsin *et al.*, 2016 ; Villa *et al.*, 2015). Dans leur étude comparative, Villa *et al.* (2015) ont obtenu une exactitude de 83 % (Kappa = 0,76) avec le maximum de vraisemblance, ce qui est pourtant leur résultat le plus faible. En effet, l'arbre de décision leur a permis d'atteindre une exactitude de 90 % (Kappa = 0,86).

Finalement, l'approche de classification orientée objet mérite d'être mentionnée, vu sa large utilisation dans la littérature pour classer les herbiers aquatiques et les espèces de macrophytes. Cette intéressante approche de classification pourrait aussi s'appliquer à la zone d'étude des îles de la Paix. Comparativement à l'approche par pixel, l'approche par objet permet d'améliorer les résultats d'une classification (Knight *et al.*, 2015), bien qu'elle semble offrir des performances inégales dans les études consultées. Par exemple, dans un contexte de suivi d'une espèce invasive (à la fois émergente et submergée), Chabot *et al.* (2018) ont obtenu des exactitudes globales de 92 % pour les structures émergentes et de 84 % pour les structures submergées. Les classifications ont été réalisées par apprentissage automatique supervisé permettant de différencier l'espèce visée des autres végétaux. De leur côté, Husson *et al.* (2017) ont obtenu des exactitudes variant de 66 à 85 % pour l'identification des taxons dominants. Ils

ont utilisé un algorithme d'apprentissage automatique des caractéristiques spectrales et texturales des images. Visser *et al.* (2018) ont quant à eux cartographié la VAS en distinguant cinq espèces grâce à des règles de classification faisant intervenir les caractéristiques spectrales (dont l'indice NDVI), texturales, de forme et de luminosité des images. Les exactitudes de classification varient de 53 à 61 %.

5.5.5. Autres sources d'erreurs potentielles

Plusieurs autres facteurs ont inmanquablement eu un impact sur l'exactitude des classifications dirigées et les pourcentages d'erreur. En effet, le signal réfléchi par la VAS peut être altéré par la réflectance de la surface de l'eau, l'atténuation de la lumière selon la hauteur de la colonne d'eau et sa couleur, la réflectance du substrat et la dispersion de la lumière par les matières en suspension (plancton, sédiments, etc.) (Brooks *et al.*, 2019 ; Cho *et al.*, 2012 ; Flynn et Chapra, 2014). La connaissance des propriétés optiques de la colonne d'eau et l'intégration de ces facteurs dans une étude permet de mieux isoler la réflectance de la VAS et, ainsi, d'améliorer l'exactitude de la cartographie des herbiers aquatiques (Brooks *et al.*, 2019 ; Cho *et al.*, 2012).

5.5.5.1. Miroitement à la surface de l'eau

D'abord, bien que les vents étaient faibles lors de l'acquisition des images par drone, le courant du fleuve Saint-Laurent et la navigation créent tout de même des vagues constantes (Dauphin et Lehoux, 2004). Il est donc possible d'observer du miroitement à quelques endroits sur les images. Peu présent, le miroitement n'a pas été traité pour l'atténuer. En conséquence, sur certaines cartes de classification, des pixels localisés dans des zones de miroitement sont différemment classés par rapport aux pixels voisins. Comme ce phénomène ne touche qu'un ou qu'un petit groupe de pixels à la fois, il aurait été possible de simplement faire une filtration post-classification à l'aide du module FMO de Geomatica (PCI Geomatics, 2018a). Avec cette filtration, les zones classifiées qui couvrent le territoire à l'étude sont plus homogènes, car les pixels indésirables qui parasitent l'image sont éliminés. Dans leur étude, Visser *et al.* (2018) ont plutôt créé une classe à part pour les objets avec miroitement.

5.5.5.2. Hauteur de la colonne d'eau et substrat

Bien que le MTQ ait fourni un fichier de la bathymétrie relevée en 2017 (MTMDET, 2017), la hauteur de la colonne d'eau n'a pas non plus été considérée dans la présente étude. Il est pourtant connu que l'eau a un effet sur l'atténuation de la lumière, et donc sur la réflectance de la VAS, notamment dans les longueurs d'onde du visible et du PIR (Cho, 2007 ; Purkis et Roelfsema, 2015 ; Silva *et al.*, 2008). Les études de Visser *et al.* (2013) et de Turpie (2013) ont montré que la réflectance de plantes aquatiques diminue rapidement en fonction de la profondeur de l'eau et demeure très basse dès 40 cm. Dérivant de ces profils de diminution de la réflectance, les coefficients d'absorption de la lumière par l'eau montrent une augmentation quasi-exponentielle dans le PIR, mais ils sont encore faibles dans la région du *red-edge*. Étant donné que la partie immergée de notre zone d'étude a un dénivelé allant jusqu'à 2,3 m (MTMDET, 2017), nous croyons que les indices adaptés à la VAS utilisés dans ce travail (NDVIRE et B/V) permettent de minimiser l'impact de l'absorption de l'eau sur la réflectance, puisqu'ils n'impliquent pas le PIR. Le rapport B/V s'est aussi avéré être relativement constant peu importe la profondeur de l'eau (Cho, 2007). L'ajout de la bathymétrie dans le présent projet aurait néanmoins potentiellement pu améliorer les performances des classifications.

Pour le substrat, il a été démontré que l'exactitude d'une classification peut être affectée par la présence de différents types de substrats, car ceux-ci renvoient des réflectances inégales (Cho, 2007 ; Cho *et al.*, 2012). Ainsi, la couleur, la texture, la taille et la couverture d'algues sont des caractéristiques pouvant induire une erreur dans le signal spectral. Tel que mentionné par Chabot (2019) et le MTMDET (2016), le substrat couvrant notre zone d'étude est majoritairement constitué de sable fin et de limon, mais quelques endroits présentent aussi des plaques d'argile de quelques mètres carrés. Toutes les stations échantillonnées montraient également un film d'algue couvrant le substrat (MTMDET, 2016). Ce film d'algue n'est évidemment pas considéré comme de la VAS lors de la caractérisation *in situ*, mais peut causer de la confusion avec la VAS, surtout aux stations caractérisées « sans peuplement ». De plus, une bande claire apparaît le long de la berge. Elle est visible sur l'image mosaïque en couleurs vraies (Figure 23). Il est probable que cet effet résulte d'une combinaison de facteurs : la faible profondeur qui cause une augmentation

de la réflectance du substrat (Cho *et al.*, 2012) et une variation du type de substrat avec un albédo plus élevé.

Plusieurs auteurs ont introduit les effets de la colonne d'eau et du substrat dans leur étude. Par exemple, Pu *et al.* (2015) ont évalué l'impact de différents types de substrat sur la signature spectrale d'herbes marines. Ils ont intégré ces données de réflectance du substrat et du coefficient d'absorption de la colonne d'eau dans leur modèle d'identification d'herbes marines afin de le calibrer et, ainsi, d'obtenir une meilleure discrimination spectrale des herbes marines. Shuchman *et al.* (2013) ont pour leur part développé un algorithme corrigeant l'effet de la profondeur de la colonne d'eau sur la radiance du substrat. Cet algorithme a ensuite permis de classifier les types de fonds, soit sable non colonisé, VAS dense et VAS moins dense. Finalement, Mobley *et al.* (2005) ont développé une approche d'interprétation d'imagerie hyperspectrale à partir d'une base de données de référence contenant les informations sur la profondeur de l'eau, la réflectance du substrat et des autres constituants de la colonne d'eau. Chaque pixel d'une image est alors ensuite comparé à la base de données afin d'être classifié.

5.5.5.3. Matières en suspension et turbidité

Pour ce qui est des matières en suspension et de la turbidité de l'eau, leur impact sur la réflectance a été minimisé lors de l'acquisition des images par drone en vérifiant le débit du fleuve Saint-Laurent à la station hydrométrique de Lasalle (02OA016) et en surveillant les précipitations, le vent et l'ensoleillement. Les conditions météorologiques ont aussi été considérées dans le choix de la journée de caractérisation *in situ*, mais les contraintes liées aux ressources matérielles et humaines peuvent être limitatives. Plusieurs stations visitées par l'équipe du MTQ comportait la mention « non visible » au sujet du peuplement de macrophytes ou du fond. Ces stations ont alors été éliminées de l'étude. Malheureusement, la majorité de ces stations est située dans le secteur allant du nord au sud-ouest de la digue, soit l'endroit le plus exposé au courant (MTMDET, 2016) où le choix de la journée de caractérisation n'a peut-être fait aucune différence. Ce secteur de la grille d'échantillonnage systématique se trouve donc à être sous-représenté parmi les pixels des sites d'entraînement et de validation. Même s'il ne semble pas y avoir d'importants peuplements de macrophytes à cet endroit, la représentativité de ce type de milieu a peut-être

été biaisée (Jensen, 2005). Il est grandement préférable que les sites d'entraînement et de validation soient équitablement répartis dans la zone d'étude.

6. Conclusion

La réalisation de ce projet a permis de classer les peuplements de macrophytes, les densités et les taxons et de déterminer leur localisation et leur superficie. Le niveau de détail des données de caractérisation *in situ* n'a toutefois pas été atteint. Malgré tout, les résultats obtenus répondent entièrement aux besoins du MTQ afin de faire rapport de la qualité et de la performance de l'aménagement compensatoire pour l'habitat du poisson au MPO. Les objectifs de ce travail ont donc été atteints.

La principale limite de la méthode concerne la faible représentativité des zones d'entraînement et de validation, liée à la difficulté de la navigation sur le fleuve Saint-Laurent. L'édition des zones d'entraînement directement à l'écran par interprétation visuelle et la classification orientée objet seraient des approches intéressantes pour contrer ce problème et mener à de meilleurs résultats. Elles nécessitent cependant que l'utilisateur ait des connaissances des objets à identifier sur le terrain. De plus, étant donné la difficulté de détection de la VAS, des données de sonar ou de LiDAR bathymétrique pourraient être introduites dans la méthodologie pour améliorer la classification des peuplements de macrophytes.

Finalement, il serait pertinent de tester la méthode pour caractériser les herbiers aquatiques de milieux humides d'une complexité différente, par exemple avec des peuplements bistratifiés d'herbiers flottants et submergés. De plus, les indices de végétation publiés par Villa *et al.* (2014) et de Brooks *et al.* (2019) pourraient être testés pour témoigner de leur capacité de détection des peuplements émergents et submergés.

7. Références

- Anderson, K. et Gaston, K.J. (2013) Lightweight unmanned aerial vehicles will revolutionize spatial ecology. *Frontiers in Ecology & the Environment*, vol. 11, no 3, p. 138-146.
- Anker, Y., HersHKovitz, Y., Ben Dor, E. et Gasith, A. (2014) Application of aerial digital photography for macrophyte cover and composition survey in small rural streams. *River Research & Applications*, vol. 30, no 7, p. 925-937.
- Beaulieu, J., Daigle, G., Gervais, F., Murray, S. et Villeneuve, C. (2010) Rapport synthèse de la cartographie détaillée des milieux humides du territoire de la Communauté métropolitaine de Montréal. Canards Illimités, ministère du Développement durable, de l'Environnement et des Parcs du Québec, Direction du patrimoine écologique et des parcs, Québec, 60 p.
- Birk, S. et Ecke, F. (2014) The potential of remote sensing in ecological status assessment of coloured lakes using aquatic plants. *Ecological Indicators*, vol. 46, p. 398-406.
- Borreill, H. (2013) Qu'est-ce qu'un drone pour application civile ? *In* Le dronologue, Observatoire français des application civiles du drone [En ligne]. <http://dronologue.fr/quest-ce-quun-drone-pour-application-civile/> (page consultée le 20 janvier 2019).
- Botton, F. (2017) Les drones de loisir. 3^e édition, Eyrolles, Paris, 217 p.
- Brooks, C.N., Grimm, A.G., Marcarelli, A.M. et Dobson, R.J. (2019) Multiscale collection and analysis of submerged aquatic vegetation spectral profiles for Eurasian watermilfoil detection. *Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 13, no 3, p. 037501-1-037501-29.
- Brouillet, L., Coursol, F., Meades, S.J., Favreau, M., Anions, M., Bélisle, P. et Desmet, P. (2019) VASCAN, la Base de données des plantes vasculaires du Canada. [En ligne]. <http://data.canadensys.net/vscan/search?lang=fr> (page consultée le 27 juin 2019).
- Bučas, M., Šaškov, A., Šiaulys, A. et Sinkevičienė, Z. (2016) Assessment of a simple hydroacoustic system for the mapping of macrophytes in extremely shallow and turbid lagoon. *Aquatic Botany*, vol. 134, p. 39-46.
- Caloz, R. et Collet, C. (2001) Précis de télédétection – Volume 3 – Traitements numériques d'images de télédétection. Presses de l'Université du Québec, Agence universitaire de la Francophonie, Sainte-Foy, 386 p.
- Campbell, N.A. (1995) Biologie. 3^e édition, Éditions du Renouveau Pédagogique Inc., Montréal, 1190 p.
- Canards Illimités Canada (2019) Milieux humides. *In* La conservation des milieux humides, Canards Illimités Canada [En ligne]. <https://www.canards.ca/notre-travail/milieux-humides/> (page consultée le 10 janvier 2019).
- Chabot, D. et Bird, D.M. (2013) Small unmanned aircraft: precise and convenient new tools for surveying wetlands. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, vol. 1, no 1, p. 15-24.

- Chabot, D., Dillon, C., Shemrock, A., Weissflog, N. et Sager, E.P.S. (2018) An object-based image analysis workflow for monitoring shallow-water aquatic vegetation in multispectral drone imagery. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, vol. 7, no 8, p. 294-308.
- Chabot, S. (2019) Communication personnelle. Biologiste au Ministère des Transports du Québec, Direction générale de la Montérégie, sarah.chabot@transports.gouv.qc.ca, courriel.
- Chen, Q., Yu, R., Hao, Y., Wu, L., Zhang, W., Zhang, Q. et Bu, X. (2018) A new method for mapping aquatic vegetation especially underwater vegetation in lake Ulansuhai using GF-1 satellite data. *Remote Sensing*, vol. 10, no 8, p. 1279-1294.
- Cho, H.J. (2007) Depth-variant spectral characteristics of submersed aquatic vegetation detected by Landsat 7 ETM+. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 28, no 7, p. 1455-1467.
- Cho, H.J., Mishra, D. et Wood, J. (2012) Remote sensing of submerged aquatic vegetation. Chap. 12, p. 297-308, in Escalante, B. (éd.) *Remote Sensing – Applications*. InTech, London, 516 p.
- Cui, Z. et Kerekes, J. P. (2018) Potential of red edge spectral bands in future Landsat satellites on agroecosystem canopy green Leaf Area Index retrieval. *Remote Sensing*, vol. 10, no 9, p. 1458-1471.
- Dauphin, D. et Lehoux, D. (2004) Bilan de la sévérité de l'érosion dans le Saint-Laurent dulcicole (Montréal – archipel de Berthier-Sorel, incluant les îles de la Paix) et stratégies de protection recommandées pour les rives à plus grande valeur biologique. Environnement Canada, Service canadien de la faune, s.l. 232 p.
- Delegido, J., Verrelst, J., Meza, C.M., Rivera, J.P., Alonso, L. et Moreno, J. (2013). A red-edge spectral index for remote sensing estimation of green LAI over agroecosystems. *European Journal of Agronomy*, vol. 46, p. 42-52.
- ESRI (2016) ArcGIS [logiciel]. Version 10.4.1, Environmental Systems Research Institute Inc., Redlands, CA.
- Faune et Flore du Pays (2019) Les terres humides. In *Faune et Flore du Pays* [En ligne]. <http://www.hww.ca/fr/espaces-sauvages/les-terres-humides.html#top> (page consultée le 10 janvier 2019).
- Flynn, K.F. et Chapra, S.C. (2014) Remote sensing of submerged aquatic vegetation in a shallow non-turbid river using an unmanned aerial vehicle. *Remote Sensing*, vol. 6, no 12, p. 12815-12836.
- Garmin (2009) GPSMAP 76CSx mapping gps – owner's manual. Garmin Ltd, Garmin International Inc., Olathe, É.-U., 58 p.
- Gavelle, E. (2018) Rapport de qualité – Relevé de densité et de recouvrement d'herbiers aquatiques par drone – projet pilote. GEOGRID, Sherbrooke, 16 p.
- Gavelle, E. (2019) Communication personnelle. Président fondateur de GEOGRID, erwan.gavelle@geogrid.one, courriel.
- GEOGRID (2018) Images de la zone d'étude [photographies par drone]. Résolution 4,9 cm, altitude 70 m, multispectral, 382 images × 5 bandes, nadir, GEOGRID, Montréal.

Gitelson, A., Szilagyi, F. et Mittenzwey, K.-H. (1993) Quantitative remote sensing methods for real-time monitoring of inland water quality. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 14, p. 1269-1295.

Gouvernement du Canada (2017a) Refuge d'oiseaux migrateurs des îles de la Paix. *In* Canada.ca, Gouvernement du Canada [En ligne]. <https://www.canada.ca/fr/environnement-changement-climatique/services/refuges-oiseaux-migrateurs/ensemble/iles-de-la-paix.html> (page consultée le 18 octobre 2018).

Gouvernement du Canada (2017b) Réserve nationale de faune des îles de la Paix. *In* Canada.ca, Gouvernement du Canada [En ligne]. <https://www.canada.ca/fr/environnement-changement-climatique/services/reserves-nationales-faune/existantes/iles-de-la-paix.html> (page consultée le 18 octobre 2018).

Gross, J.W. et Heumann, B.W. (2016) A statistical examination of image stitching software packages for use with unmanned aerial systems. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 82, p. 419-425.

Groupe de travail national sur les terres humides (1997) Système de classification des terres humides du Canada. 2e édition, Édité par B.G. Warner et C.D.A. Rubec, Centre de recherche sur les terres humides, Université de Waterloo, Waterloo, Ontario, 68 p.

Guo, M., Li, J., Sheng, C., Xu, J. et Wu, L. (2017) A review of wetland remote sensing. *Sensors*, vol. 17, no 4, p. 777-812.

Hardin, P. J., Lulla, V., Jensen, R. R. et Jensen, J. R. (2019) Small Unmanned Aerial Systems (sUAS) for environmental remote sensing: challenges and opportunities revisited. *GIScience & Remote Sensing*, vol. 56, no 2, p. 309-322.

Hudon, C. (1997) Impact of water-level fluctuations on St. Lawrence River aquatic vegetation. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, vol. 54, no 12, p. 2853-2865.

Husson, E., Hagner, O. et Ecke, F. (2014) Unmanned aircraft systems help to map aquatic vegetation. *Applied Vegetation Science*, vol. 17, no 3, p. 567-577.

Husson, E., Ecke, F. et Reese, H. (2016) Comparison of manual mapping and automated object-based image analysis of non-submerged aquatic vegetation from very-high-resolution UAS images. *Remote Sensing*, vol. 8, no 9, p. 1-18.

Husson, E., Reese, H. et Ecke, F. (2017) Combining spectral data and a DSM from UAS-images for improved classification of non-submerged aquatic vegetation. *Remote Sensing*, vol. 9, no 3, p. 247-261.

Jensen, J.R. (2005) *Introductory digital image processing: a remote sensing perspective*. 3^e edition, Pearson Prentice Hall series in geographic information science, Upper Saddle River, NJ, 526 p.

Jing, R., Gong, Z., Zhao, W, Pu, R. et Deng, L. (2017) Above-bottom biomass retrieval of aquatic plants with regression models and SfM data acquired by a UAV platform – A case study in Wild Duck Lake Wetland, Beijing, China. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol.134, p. 122-134.

Kalacska, M., Chmura, G.L., Lucanus, O., Bérubé, D. et Arroyo-Mora, J.P. (2017) Structure from motion will revolutionize analyses of tidal wetland landscapes. *Remote Sensing of Environment*, vol. 199, p. 14-24.

Knight, J.F., Corcoran, J.M., Rampi, L.P. et Pelletier, K.C. (2015) Theory and applications of object-based image analysis and emerging methods in wetland mapping. Chap. 9, p. 175-193, *in* Tiner, R.W., Lang, M.W. et Klemas, V.V. (éd.) *Remote sensing of wetlands: applications and advances*, Taylor & Francis Group, Boca Raton, FL, 574 p.

Koedsin, W., Intararuang, W., Ritchie, R.J. et Huete, A. (2016) An integrated field and remote sensing method for mapping seagrass species, cover, and biomass in Southern Thailand. *Remote Sensing*, vol. 8, no 4, p. 292-309.

Labrecque, S. et Jobin, B. (2013) Dynamique des habitats et des pressions périphériques dans les réserves nationales de faune des Îles-de-la-Paix, des Îles-de-Contrecoeur, des Îles-de-l'Estuaire et de la Pointe-de-l'Est. Environnement Canada, Service canadien de la faune, région du Québec, Québec, 81 p.

Laliberte, A.S., Herrick, J.E., Rango, A. et Winters, C. (2010) Acquisition, orthorectification, and object-based classification of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) imagery for rangeland monitoring. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 76, no 6, p. 661-672.

Lauer, D. (2013) Production processes for extracting information from satellite data. Chap. 2, p. 32-47, *in* Denègre, J. (éd.) *Thematic mapping from satellite imagery: A guidebook*, International Cartographic Association, Elsevier Science, Tarrytown, 296 p.

Lehmann, J.R.K., Prinz, T., Ziller, S.R., Thiele, J., Heringer, G., Meira-Neto, J.A.A. et Buttschardt, T.K. (2017) Open-source processing and analysis of aerial imagery acquired with a low-cost unmanned aerial system to support invasive plant management. *Frontiers in Environmental Science*, vol. 5, no 44, p. 1-16.

Li, L., Tian, L.F et Ahamed, T. (2013) Preharvest monitoring of biomass production. Chap. 4, p. 61-83, *in* Shastri, Y., Hansen, A., Rodríguez, L. et Ting, K.C. (éd.) *Engineering and science of biomass feedstock production and provision*, Springer, New York, 263 p.

Lynch-Stewart, P., Neice, P., Rubec, C. et Kessel-Taylor, I. (1996) Politique fédérale sur la conservation des terres humides : Guide de mise en œuvre à l'intention des gestionnaires des terres fédérales. Direction de la conservation de la faune, Service canadien de la faune, Environnement Canada, Ottawa, 37 p.

Madden, M., Jordan, T., Bernardes, S., Cotten, D.L., O'Hare, N. et Pasqua, A. (2015) Unmanned aerial systems and structure from motion revolutionize wetlands mapping. Chap. 10, p. 195-220, *in* Tiner, R.W., Lang, M.W. et Klemas, V.V. (éd.) *Remote sensing of wetlands: applications and advances*, Taylor & Francis Group, Boca Raton, FL, 574 p.

Marcaccio, J.V., Markle, C.E. et Chow-Fraser, P. (2015) Unmanned aerial vehicles produce high-resolution, seasonally-relevant imagery for classifying wetland vegetation. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XL 1 W4, p. 249-256.

MDDELCC (2014) Rapport sur l'état de l'eau et des écosystèmes aquatiques au Québec. Ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques, Direction des Politiques de l'eau, collaboration Direction du suivi de l'état de l'environnement [En ligne]. <http://www.environnement.gouv.qc.ca/rapportsurleau/index.htm> (page consultée le 1^{er} décembre 2018).

MDDELCC (2015) Politique de protection des rives, du littoral et des plaines inondables – Note explicative sur la ligne des hautes eaux : la méthode botanique experte. Ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques [En ligne]. <http://www.environnement.gouv.qc.ca/eau/rives/note-explic.pdf> (page consultée le 3 novembre 2019).

MDDELCC (2018) Une nouvelle loi qui fait du Québec « un premier de classe » en matière de conservation des milieux humides et hydriques. Ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques [En ligne]. <http://www.environnement.gouv.qc.ca/eau/milieux-humides/feuille-info.pdf> (page consultée le 10 janvier 2019).

Meneses, N.C., Baier, S., Reidelstürz, P., Geist, J. et Schneider, T. (2018) Modelling heights of sparse aquatic reed (*Phragmites australis*) using Structure from Motion point clouds derived from Rotary- and Fixed-Wing Unmanned Aerial Vehicle (UAV) data. *Limnologica*, vol. 72, p. 10-21.

MERN (2018) Découpages administratifs [fichier d'ordinateur]. v2018, Ministère de l'Énergie et des Ressources naturelles, Québec. Disponible : Données Québec. <https://www.donneesquebec.ca/recherche/fr/dataset/decoupages-administratifs> (page consultée le 16 mars 2019).

MFFP (2018) Mosaïque d'orthophotographies aériennes de l'inventaire écoforestier du Québec méridional [service WMST]. v2018, Ministère des Forêts, de la Faune et des Parcs, Québec. Disponible : Données Québec. <https://www.donneesquebec.ca/recherche/fr/dataset/mosaique> (page consultée le 20 juin 2019).

MicroImages (2012) Introduction to hyperspectral imaging. MicroImages Inc., TNTmips [En ligne]. <https://www.microimages.com/documentation/Tutorials/hyprspec.pdf> (page consultée le 23 novembre 2019).

Mobley, C.D., Sundman, L.K., Davis, C.O., Bowles, J.H., Downes, T.V., Leathers, R.A., Montes, M.J., Bissett, W.P., Kohler, D.D.R., Reid, R.P., Louchard, E.M. et Gleason, A. (2005) Interpretation of hyperspectral remote-sensing imagery by spectrum matching and look-up tables. *Applied Optics*, vol. 44, no 17, p. 3576-3592.

MTMDET (2016) Deuxième rapport de suivi biologique – Aménagement d'une digue de protection au large des Îles-de-la-Paix dans le Lac Saint-Louis. Projet no 154050750, Ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports du Québec, Direction générale de la Montérégie, 34 p.

MTMDET (2017) Bathymétrie [fichier d'ordinateur]. Ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports du Québec, Direction générale de la Montérégie, Châteauguay.

MTMDET (2018) Protocole de suivi des herbiers aquatiques : Projet de compensation des pertes d'habitat du poisson dans le cadre du projet de reconstruction et d'élargissement des ponts de l'île Thomas. Ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports du Québec, Direction générale de la Montérégie [utilisation à l'interne], Châteauguay, 5 p.

MTQ (2018a) Caractérisation des stations [fichier d'ordinateur]. Format docx, Ministère des Transports du Québec, Direction générale de la Montérégie (fichier reçu le 7 décembre 2018).

MTQ (2018b) Points de la grille d'échantillonnage [fichier d'ordinateur]. Format gpx, Ministère des Transports du Québec, Direction générale de la Montérégie (fichier reçu le 23 novembre 2018).

MTQ (2018c) Trace GPS [fichier d'ordinateur]. Format gpx, Ministère des Transports du Québec, Direction générale de la Montérégie (fichier créé le 30 juillet 2018 et reçu le 11 décembre 2018).

Nesbit, P.R. et Hugenholtz, C.H. (2019) Enhancing UAV-SfM 3D model accuracy in high-relief landscapes by incorporating oblique images. *Remote Sensing*, vol. 11, no 3, p. 239-262.

PCI Geomatics (2017) Geomatica [logiciel]. Version 2017 2017-04-03, PCI Geomatics, Markham, Canada.

PCI Geomatics (2018a) Geomatica – Training Guide. Geomatica II Course guide, PCI Geomatics [En ligne]. <https://www.pcigeomatics.com/pdf/TrainingGuide-Geomatica-2.pdf> (page consultée le 20 juillet 2019).

PCI Geomatics (2018b) SIGSEP – Signature separability. *In* PCI Geomatics [En ligne]. http://www.pcigeomatics.com/geomatica-help/references/pciFunction_r/python/P_sigsep.html (page consultée le 21 mars 2019).

PCI Geomatics (2018c) Testing signature separability. *In* PCI Geomatics [En ligne]. http://www.pcigeomatics.com/geomatica-help/tasks/focus_t/Classification_SS25.html (page consultée le 15 juillet 2019).

PCI Geomatics (2019) MLR - Maximum Likelihood Report. *In* PCI Geomatics [En ligne]. http://www.pcigeomatics.com/geomatica-help/references/pciFunction_r/python/P_mlr.html (page consultée le 30 novembre 2019).

Pelletier, M. (2008) La contamination des sédiments par les toxiques – Le lac Saint-Louis : confluent de deux rivières. Suivi de l'état du Saint-Laurent, Environnement Canada et ministère du Développement durable, de l'Environnement et des Parcs du Québec, s.l., 8 p.

Pix4D (2018) Pix4Dmapper [logiciel]. Version 4.3.31, Pix4D, Lausanne, Suisse.

Pix4D (2019a) What is the difference between Automatic Tie Points and Manual Tie Points in Pix4Dmapper? *In* Pix4D Support, Pix4D [En ligne]. <https://support.pix4d.com/hc/en-us/articles/202559379-What-is-the-difference-between-Automatic-Tie-Points-and-Manual-Tie-Points-in-Pix4Dmapper> (page consultée le 27 novembre 2019).

Pix4D (2019b) Processing Options. *In* Pix4D Support, Pix4D [En ligne]. <https://support.pix4d.com/hc/en-us/articles/204643879-Menu-Process-Processing-Options> (page consultée le 27 novembre 2019).

Pix4D (2019c) Using GCPs. *In* Pix4D Support, Pix4D [En ligne]. <https://support.pix4d.com/hc/en-us/articles/202558699-Using-GCPs> (page consultée le 29 septembre 2019).

Pourriot, R. et Meybeck, M. (dir.) (1995) Limnologie générale – Collection d'écologie 25. Masson, Paris, 956 p.

Provencher, L. et Dubois, J.-M.M. (2007) Précis de télédétection – Volume 4 – Méthodes de photointerprétation et d'interprétation d'image. Presses de l'Université du Québec, Agence universitaire de la Francophonie, Sainte-Foy, 468 p.

Pu, R. Bell, S. et English, D. (2015) Developing hyperspectral vegetation indices for identifying seagrass species and cover classes. *Journal of Coastal Research*, vol. 31, no 3, p. 595-615.

Purkis, S et Roelfsema, C. (2015) Remote sensing of submerged aquatic vegetation and coral reefs. Chap. 11, p. 223-241, *in* Tiner, R.W., Lang, M.W. et Klemas, V.V. (éd.) Remote sensing of wetlands: applications and advances, Taylor & Francis Group, Boca Raton, FL, 574 p.

RNCan (s.d.) Notions fondamentales de télédétection. Ressources naturelles Canada, Centre canadien de télédétection, s.l., 266 p.

RNCan (1993) Guide pour le positionnement GPS. Ressources naturelles Canada, Géomatique Canada, Division des levés géodésiques, Ottawa, 120 p.

Rouse, J.W. Jr., Haas, R.H., Schell, J.A. et Deering, D.W. (1974) Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. p. 309-317, *in* Freden, S.C., Mercanti, E.P. et Becker, M.A. (éd.) Goddard Space Flight Center Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium – Vol. 1: Technical Presentations. NASA Special Publication 351, Washington, D.C., 1994 p.

Schmidt, K.S. et Skidmore, A.K. (2003) Spectral discrimination of vegetation types in a coastal wetland. *Remote Sensing of Environment*, vol. 85, no 1, p. 92-108.

Shahbazi, M. (2016) On precise three-dimensional environment modeling via UAV-based photogrammetric systems. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 179 p.

Shuchman, R. A., Sayers, M. J. et Brooks, C. N. (2013) Mapping and monitoring the extent of submerged aquatic vegetation in the Laurentian Great Lakes with multi-scale satellite remote sensing. *Journal of Great Lakes Research*, vol. 39, no 1, p. 78-89.

Silva, T.S.F., Costa, M.P.F., Melack, J.M. et Novo, E.M.L.M. (2008) Remote sensing of aquatic vegetation: theory and applications. *Environmental Monitoring and Assessment*, vol. 140, p. 131-145.

Sinha, R., Saxena, S. et Singh, M. (2017) Protocols for riverine wetland mapping and classification using remote sensing and GIS. *Current Science*, vol. 112, no 7, p. 1544-1552.

Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix (s.d.) Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix. Société d'aménagement du Parc des Îles-de-la-Paix [En ligne]. <http://www.ilesdelapaix.ca/> (page consultée le 18 octobre 2018).

Transports Canada (2019) Sécurité des drones. *In* Canada.ca, Gouvernement du Canada [En ligne]. <https://www.tc.gc.ca/fr/services/aviation/securite-drones/nouvelles-regles-drones.html> (page consultée le 18 novembre 2019).

Turpie, K. R. (2013). Explaining the spectral red-edge features of inundated marsh vegetation. *Journal of Coastal Research*, vol. 29, no 5, p. 1111-1117.

UVED (2008) Caractérisation de la structure d'un couvert végétal. *In* Université Virtuelle Environnement et Développement durable, UVED [En ligne]. <https://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uved/envcal/html/vegetation/caracteristique-vegetation/structure.html> (page consultée le 23 novembre 2019).

Valta-Hulkkonen, K., Pellikka, P., Tanskanen, H., Ustinov, A. et Sandman, O. (2003) Digital false colour aerial photographs for discrimination of aquatic macrophyte species. *Aquatic Botany*, vol. 75, p. 71-88.

Villa, P., Mousivand, A. et Bresciani, M. (2014) Aquatic vegetation indices assessment through radiative transfer modeling and linear mixture simulation. *International Journal of Applied Earth Observations and Geoinformation*, vol. 30, p. 113-127.

Villa, P., Bresciani, M., Bolpagni, R., Pinardi, M. et Giardino, C. (2015) A rule-based approach for mapping macrophyte communities using multi-temporal aquatic vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, vol. 171, p. 218-233.

Vis, C., Hudon, C., Carignan, R. et Gagnon, P. (2007) Spatial analysis of production by macrophytes, phytoplankton and epiphyton in a large river system under different water-level conditions. *Ecosystems*, vol. 10, no 2, p. 293-310.

Visser, F., Wallis, C. et Sinnott, A. M. (2013) Optical remote sensing of submerged aquatic vegetation: opportunities for shallow clearwater streams. *Limnologica*, vol. 43, p. 388-398.

Visser, F., Buis, K., Verschoren, V. et Schoelynck, J. (2018) Mapping of submerged aquatic vegetation in rivers from very high-resolution image data, using object-based image analysis combined with expert knowledge. *Hydrobiologia*, vol. 812, no 1, p. 157-175.

Yadav, S., Yoneda, M., Tamura, M., Susaki, J., Ishikawa, K. et Yamashiki, Y. (2017) A satellite-based assessment of the distribution and biomass of submerged aquatic vegetation in the optically shallow basin of lake Biwa. *Remote Sensing*, vol. 9, no 9, p. 966-992.

Zubeldia, O. (2012) Histoire des drones : de 1914 à nos jours. Éditions Perrin, Paris, 238 p.

Zweig, C.L., Burgess, M.A., Percival, H.F. et Kitchens, W.M. (2015) Use of unmanned aircraft systems to delineate fine-scale wetland vegetation communities. *Wetlands*, vol. 35, no 2, p. 303-309.

8. Annexes

Annexe 1. Données de la caractérisation *in situ* des stations réalisée le 30 juillet 2018

Ordre visite	No station	Latitude (°)	Longitude (°)	Peuplement macrophytes	Types d'herbiers			Densité	Taxons
					Flottant	Submergé	Émergent		
1	245	45.338011225685477	-73.850668799132109	6	Non	Oui	Non	5	Nitella
2	2401	45.338148605078459	-73.850833671167493	6	Non	Oui	Non	5	Nitella
3	231	45.338285900652409	-73.850998543202877	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson
4	205	45.33842328004539	-73.851163415238261	6	Non	Oui	Non	3	Nitella
5	1491	45.338814295828342	-73.851298447698355	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson / Vallisnérie
6	177	45.338676916435361	-73.851133491843939	1	Non	Oui	Non	2	Nitella
7	206	45.338539537042379	-73.850968619808555	6	Non	Oui	Non	2	Nitella / Vallisnérie / Myriophyllum
8	232	45.33840224146843	-73.85080374777317	7a	Non	Oui	Non	3	Potamot de Richardson / Nitella
9	241	45.338264862075448	-73.850638875737786	6	Non	Oui	Non	5	Nitella
10	246	45.338127482682467	-73.850474003702402	2	Non	Oui	Oui	3	Nitella / Phragmite
11	242	45.338381119072437	-73.85044408030808	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson / Stuckenia / Vallisnérie
14	1211	45.339184189215302	-73.851073728874326	6	Non	Oui	Non		Vallisnérie / Potamot de Richardson
15	1511	45.339046893641353	-73.850908856838942	6	Non	Oui	Non	3	Nitella
16	179	45.338909514248371	-73.850743984803557	6	Non	Oui	Non	5	Nitella
17	208	45.33877213485539	-73.850579112768173	6	Non	Oui	Non	5	Vallisnérie / Myriophyllum / Potamot de Richardson / Nitella
18	223	45.338703487068415	-73.850496634840965	7a	Non	Oui	Non	4	Potamot de Richardson / Myriophyllum / Vallisnérie
20	1521	45.339163150638342	-73.850714061409235	7a	Non	Oui	Non	5	Vallisnérie / Potamot de Richardson
21	166	45.339094502851367	-73.850631667301059	7a	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie
22	167	45.339210759848356	-73.850436871871352	7a	Non	Oui	Non	2	Vallisnérie / Nitella / Potamot de Richardson
23	168	45.339327016845345	-73.850242160260677	1	Non	Oui	Non	2	Nitella / Potamot de Richardson
24	169	45.339443273842335	-73.850047364830971	1	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Nitella
25	170	45.339559614658356	-73.849852569401264	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Potamot de Richardson / Stuckenia / Nitella
26	171	45.339675871655345	-73.849657773971558	7a	Non	Oui	Non	5	Vallisnérie / Stuckenia
27	172	45.339792128652334	-73.849463062360883	6	Non	Oui	Non	3	Nitella / Vallisnérie
28	160	45.340093374252319	-73.849155949428678	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Potamot de Richardson / Nitella / Myriophyllum
29	1461	45.340278362855315	-73.849043548107147	7a	Non	Oui	Non	5	Nitella / Stuckenia / Myriophyllum / Vallisnérie / Potamot de Richardson
30	1321	45.340463351458311	-73.848931230604649	7a	Non	Oui	Non	3	Potamot de Richardson / Stuckenia / Myriophyllum / Nitella
31	1171	45.340648256242275	-73.84881891310215	7a	Non	Oui	Non	3	Potamot de Richardson / Nitella / Vallisnérie / Myriophyllum
32	1181	45.340764597058296	-73.848624117672443	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson
35	71	45.340404845774174	-73.851201552897692	1	Non	Oui	Non	1	Potamot de Richardson
37	39	45.340568711981177	-73.850729567930102	1	Non	Oui	Non	1	Potamot de Richardson
38	40	45.340685052797198	-73.850534772500396	1	Non	Oui	Non	1	Potamot de Richardson
40	46	45.340848919004202	-73.850062787532806	-	Non	Non	Non	-	
41	281	45.340896528214216	-73.849785514175892	-	Non	Non	Non	-	
49	311	45.340013829991221	-73.851066520437598	7a	Non	Oui	Non	4	Potamot de Richardson / Vallisnérie
50	321	45.340130086988211	-73.850871725007892	7a	Non	Oui	Non	5	Vallisnérie
51	331	45.340246427804232	-73.850677013397217	7a	Non	Oui	Non	5	Vallisnérie / Élodée / Myriophyllum

Annexe 1. Données de la caractérisation *in situ* des stations réalisée le 30 juillet 2018 (suite)

Ordre visite	No station	Latitude (°)	Longitude (°)	Peuplement macrophytes	Types d'herbiers			Densité	Taxons
					Flottant	Submergé	Émergent		
52	341	45.340362684801221	-73.85048221796751	7a	Non	Oui	Non	5	Vallisnérie / Myriophyllum / Élodée
53	351	45.34047894179821	-73.850287422537804	7a	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Élodée
54	361	45.340595282614231	-73.850092627108097	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Élodée
56	381	45.34082779660821	-73.849703120067716	-	Non	Non	Non	-	
62	551	45.340225305408239	-73.850317345932126	-	Non	Non	Non	-	
63	561	45.34034164622426	-73.850122550502419	6	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Potamot de Richardson
64	571	45.34045790322125	-73.849927755072713	6	Non	Oui	Non	2	Vallisnérie
65	471	45.340642891824245	-73.849815437570214	-	Non	Non	Non	-	
66	481	45.340759148821235	-73.849620642140508	1	Non	Oui	Non	1	Nitella
69	521	45.33987645059824	-73.850901648402214	6	Non	Oui	Non	1	Nitella
70	661	45.340040400624275	-73.850429663434625	-	Non	Non	Non	-	
71	671	45.340156657621264	-73.850234868004918	-	Non	Non	Non	-	
72	681	45.340272914618254	-73.850040072575212	6	Non	Oui	Non	2	Nitella / Vallisnérie
73	691	45.340389171615243	-73.849845360964537	6	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Nitella / Potamot de Richardson
74	701	45.340505512431264	-73.84965056553483	6	Non	Oui	Non	3	Potamot de Richardson / Vallisnérie / Nitella
75	711	45.340621769428253	-73.849455770105124	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Myriophyllum / Nitella
76	721	45.340738026425242	-73.849260974675417	6	Non	Oui	Non	4	Nitella / Myriophyllum / Potamot de Richardson
77	731	45.340854367241263	-73.849066263064742	6	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Nitella / Myriophyllum
80	771	45.33973915502429	-73.85073677636683	-	Non	Non	Non	-	
81	781	45.339855412021279	-73.850541980937123	-	Non	Non	Non	-	
82	791	45.339971669018269	-73.850347185507417	-	Non	Non	Non	-	
83	801	45.340087926015258	-73.850152473896742	-	Non	Non	Non	-	
84	961	45.340135535225272	-73.849875200539827	-	Non	Non	Non	-	
85	821	45.340320523828268	-73.849762883037329	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Nitella / Potamot de Richardson
86	831	45.340436780825257	-73.849568087607622	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Nitella / Potamot de Richardson / Myriophyllum
87	841	45.340553121641278	-73.849373375996947	6	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Nitella / Myriophyllum
88	851	45.340669378638268	-73.849178580567241	7a	Non	Oui	Non	3	Myriophyllum / Potamot de Richardson / Vallisnérie
89	861	45.340785635635257	-73.848983785137534	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson / Vallisnérie / Myriophyllum
90	601	45.340806758031249	-73.849343452602625	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson
91	591	45.340690417215228	-73.849538248032331	7a	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Potamot de Richardson
92	581	45.340574160218239	-73.849733043462038	-	Non	Non	Non	-	
93	611	45.339458948001266	-73.851403556764126	-	Non	Non	Non	-	
94	621	45.339575204998255	-73.851208761334419	-	Non	Non	Non	-	
95	761	45.339622814208269	-73.850931571796536	-	Non	Non	Non	-	
96	921	45.339670423418283	-73.850654298439622	-	Non	Non	Non	-	
97	931	45.339786680415273	-73.850459586828947	-	Non	Non	Non	-	
98	941	45.339903021231294	-73.85026479139924	-	Non	Non	Non	-	
99	951	45.340019278228283	-73.850069995969534	1	Non	Oui	Non	2	Nitella
100	971	45.340251876041293	-73.849680488929152	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Myriophyllum / Potamot de Richardson
101	981	45.340368133038282	-73.849485693499446	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Myriophyllum / Potamot de Richardson

Annexe 1. Données de la caractérisation *in situ* des stations réalisée le 30 juillet 2018 (suite)

Ordre visite	No station	Latitude (°)	Longitude (°)	Peuplement macrophytes	Types d'herbiers			Densité	Taxons
					Flottant	Submergé	Émergent		
102	991	45.340484390035272	-73.849290898069739	7a	Non	Oui	Non	4	Myriophyllum / Vallisnérie / Potamot de Richardson / Nitella
103	1001	45.340600730851293	-73.849096102640033	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson / Stuckenia
104	1011	45.340716987848282	-73.848901307210326	7a	Non	Oui	Non	3	Nitella / Potamot de Richardson / Myriophyllum
105	1021	45.340833244845271	-73.848706595599651	6	Non	Oui	Non	2	Nitella
106	1031	45.34094950184226	-73.848511800169945	14b	Non	Oui	Oui	4	Myriophyllum / Stuckenia / Schoenoplectus sp.
107	881	45.339205311611295	-73.851433396339417	-	Non	Non	Non	-	
108	891	45.339321568608284	-73.85123860090971	-	Non	Non	Non	-	
109	901	45.339437909424305	-73.851043889299035	-	Non	Non	Non	-	
110	1071	45.339485434815288	-73.850766615942121	-	Non	Non	Non	-	
111	1081	45.339601775631309	-73.850571904331446	-	Non	Non	Non	-	
112	1251	45.339649384841323	-73.850294630974531	-	Non	Non	Non	-	
113	1261	45.339765641838312	-73.850099919363856	-	Non	Non	Non	-	
114	1271	45.339881898835301	-73.84990512393415	6	Non	Oui	Non	2	Vallisnérie / Myriophyllum / Nitella / Potamot de Richardson
115	1281	45.33998239651322	-73.849710328504443	6	Non	Oui	Non	2	Nitella / Vallisnérie / Myriophyllum
116	1291	45.340114496648312	-73.849515533074737	7a	Non	Oui	Non	3	Myriophyllum / Vallisnérie / Potamot de Richardson
117	1301	45.340230753645301	-73.849320821464062	6	Non	Oui	Non	2	Nitella / Vallisnérie
118	1311	45.34034701064229	-73.849126026034355	7a	Non	Oui	Non	3	Myriophyllum / Vallisnérie / Nitella / Potamot de Richardson
119	1161	45.340531999245286	-73.849013708531857	7a	Non	Oui	Non	4	Potamot de Richardson / Nitella / Myriophyllum
120	1361	45.339115541428328	-73.85099133476615	7a	Non	Oui	Non	3	Myriophyllum / Vallisnérie / Nitella / Potamot de Richardson
121	1371	45.339231798425317	-73.850796539336443	6	Non	Oui	Non	2	Nitella
122	1381	45.339348139241338	-73.850601743906736	6	Non	Oui	Non	2	Nitella / Myriophyllum
124	1401	45.339580653235316	-73.850212236866355	2	Non	Oui	Non	1	Potamot de Richardson
125	1411	45.339696994051337	-73.850017441436648	6	Non	Oui	Non	2	Vallisnérie / Nitella
126	1421	45.339813251048326	-73.849822646006942	6	Non	Oui	Non	2	Nitella / Myriophyllum
127	1431	45.339929508045316	-73.849627934396267	6	Non	Oui	Non	4	Myriophyllum / Vallisnérie / Potamot de Richardson / Nitella
128	1441	45.340045765042305	-73.84943313896656	6	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Nitella / Myriophyllum
129	1451	45.340162105858326	-73.849238343536854	6	Non	Oui	Non	2	Nitella / Vallisnérie
130	1471	45.340394619852304	-73.848848836496472	14b	Non	Oui	Oui	5	Nitella / Vallisnérie / Phragmite
131	191	45.338608268648386	-73.851051097735763	6	Non	Oui	Non	1	Nitella
132	192	45.338724525645375	-73.850856302306056	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Potamot de Richardson / Myriophyllum
133	193	45.338840782642365	-73.850661590695381	7a	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Myriophyllum
134	194	45.338957123458385	-73.850466795265675	6	Non	Oui	Non	2	Nitella / Myriophyllum
135	195	45.339073380455375	-73.850271999835968	6	Non	Oui	Non	3	Nitella / Myriophyllum / Vallisnérie / Potamot de Richardson
136	196	45.339189637452364	-73.850077204406261	7a	Non	Oui	Non	4	Nitella / Stuckenia / Vallisnérie
137	197	45.339305978268385	-73.849882492795587	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson
138	198	45.339422235265374	-73.84968769736588	7a	Non	Oui	Non	3	Potamot de Richardson / Nitella / Vallisnérie / Myriophyllum
139	199	45.339538492262363	-73.849492901936173	7a	Non	Oui	Non	5	Vallisnérie / Stuckenia / Potamot de Richardson
140	200	45.339654833078384	-73.849298106506467	7a	Non	Oui	Non	5	Stuckenia / Potamot de Richardson / Vallisnérie
141	201	45.339771090075374	-73.849103394895792	14b	Non	Oui	Oui	3	Nitella / Potamot de Richardson / Phragmite

Annexe 1. Données de la caractérisation *in situ* des stations réalisée le 30 juillet 2018 (suite)

Ordre visite	No station	Latitude (°)	Longitude (°)	Peuplement macrophytes	Types d'herbiers			Densité	Taxons
					Flottant	Submergé	Émergent		
142	202	45.339887347072363	-73.848908599466085	14b	Non	Oui	Oui	5	Myriophyllum / Nitella / Vallisnérie / Potamot de Richardson / Schoenoplectus pungens
143	203	45.340003604069352	-73.848713804036379	14b	Non	Oui	Oui	4	Schoenoplectus pungens / Nitella / Schoenoplectus tabernaemontani
144	189	45.340072335675359	-73.848796281963587	14b	Non	Oui	Oui	4	Schoenoplectus tabernaemontani / Nitella / Vallisnérie
145	175	45.340140983462334	-73.848878676071763	14b	Non	Oui	Oui	5	Schoenoplectus pungens / Potamot de Richardson / Vallisnérie / Nitella
146	1331	45.3405796084553	-73.848736435174942	7a	Non	Oui	Oui	4	Potamot de Richardson / Nitella / Schoenoplectus pungens
147	1481	45.340510960668325	-73.848654041066766	7b	Non	Non	Oui		Phragmite
148	1341	45.34069586545229	-73.848541723564267	14b	Non	Oui	Oui	4	Potamot de Richardson / Schoenoplectus pungens / Schoenoplectus tabernaemontani
149	174	45.340024726465344	-73.84907347150147	7a	Non	Oui	Non	5	Potamot de Richardson / Stuckenia / Vallisnérie
150	187	45.339839737862349	-73.849185789003968	6	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Nitella / Myriophyllum
151	159	45.33997711725533	-73.849350661039352	6	Non	Oui	Non	3	Myriophyllum / Nitella / Vallisnérie / Potamot de Richardson
152	158	45.339860860258341	-73.849545456469059	6	Non	Oui	Non	3	Nitella / Vallisnérie
153	222	45.338587146252394	-73.850691430270672	7a	Non	Oui	Non	5	Myriophyllum / Vallisnérie
154	207	45.3386558778584	-73.85077390819788	7a	Non	Oui	Non	5	Vallisnérie / Myriophyllum
155	178	45.338793257251382	-73.850938780233264	7a	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Myriophyllum / Nitella
156	1501	45.338930552825332	-73.851103652268648	6	Non	Oui	Non	2	Potamot de Richardson / Nitella
157	1351	45.338999284431338	-73.851186046376824	7a	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie
158	1201	45.339067932218313	-73.851268524304032	7a	Non	Oui	Non	4	Potamot de Richardson / Vallisnérie
159	1221	45.339300530031323	-73.850879017263651	-	Non	Non	Non	-	
160	1231	45.339416787028313	-73.850684221833944	-	Non	Non	Non	-	
162	1091	45.339718032628298	-73.850377108901739	-	Non	Non	Non	-	
163	1101	45.339834289625287	-73.850182313472033	6	Non	Oui	Non	3	Nitella / Vallisnérie / Myriophyllum
164	1111	45.339950630441308	-73.849987601861358	7a	Non	Oui	Non	2	Vallisnérie / Potamot de Richardson
165	1121	45.340066887438297	-73.849792806431651	6	Non	Oui	Non	3	Nitella / Myriophyllum / Vallisnérie / Potamot de Richardson
166	1131	45.340183144435287	-73.849598011001945	6	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Nitella
167	1141	45.340299485251307	-73.849403215572238	6	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie / Nitella / Potamot de Richardson / Myriophyllum
168	1151	45.340415742248297	-73.849208420142531	7a	Non	Oui	Non	5	Myriophyllum / Potamot de Richardson / Vallisnérie / Stuckenia
171	247	45.338058834895492	-73.850391609594226	7b	Non	Non	Oui	3	Phragmite / Salicaire
172	23	45.33840	-73.85033	2	Non	Oui	Non	3	Potamot de Richardson
174	239	45.338566107675433	-73.850331762805581	-	Non	Non	Non	-	
175	25	45.33864	-73.85023	2	Non	Oui	Non	2	Vallisnérie
176	235	45.338751096278429	-73.850219445303082	2	Non	Oui	Non	3	Vallisnérie
177	224	45.338819744065404	-73.85030192323029	6	Non	Oui	Non	4	Vallisnérie / Nitella
178	26	45.33887	-73.85010	6	Non	Oui	Non	2	Vallisnérie / Nitella
179	225	45.338936001062393	-73.850107127800584	6	Non	Oui	Non	1	Nitella
182	211	45.339120989665389	-73.849994810298085	6	Non	Oui	Non	2	Nitella
183	29	45.33917	-73.84976	7b	Non	Non	Oui	3	Phragmite

Annexe 1. Données de la caractérisation *in situ* des stations réalisée le 30 juillet 2018 (suite)

Ordre visite	No station	Latitude (°)	Longitude (°)	Peuplement macrophytes	Types d'herbiers			Densité	Taxons
					Flottant	Submergé	Émergent		
184	212	45.339237246662378	-73.849800014868379	6	Non	Oui	Non	3	Potamot de Richardson / Nitella
185	30	45.33928	-73.84962	7b	Non	Non	Oui	3	Phragmite
186	213	45.339353587478399	-73.849605219438672	6	Non	Oui	Oui	1	Nitella / Phragmite
187	31	45.33939	-73.84942	7b	Non	Non	Oui	2	Phragmite
188	32	45.33946	-73.84931	6	Non	Oui	Oui	2	Nitella / Schoenoplectus pungens
190	226	45.339517453685403	-73.849133234471083	2	Non	Oui	Oui	3	Phragmite / Vallisnérie / Sagittaire / Potamot sp.
191	215	45.339586101472378	-73.849215712398291	6	Non	Oui	Oui	4	Phragmite / Nitella
192	34	45.33955	-73.84897	2	Non	Oui	Oui	4	Phragmite / Vallisnérie / Potamot sp.
193	227	45.339633710682392	-73.848938522860408	7b	Non	Non	Oui	5	Phragmite
194	35	45.33966	-73.84868	2	Non	Oui	Oui	3	Vallisnérie / Potamot de Richardson / Potamot sp. / Phragmite
195	228	45.339749967679381	-73.848743727430701	7b	Non	Non	Oui	5	Phragmite
196	36	45.33977	-73.84854	2	Non	Oui	Oui	4	Phragmite / Vallisnérie / Nitella
197	229	45.339866308495402	-73.848548932000995	7b	Non	Non	Oui	5	Schoenoplectus pungens / Schoenoplectus tabernaemontani
198	37	45.33994	-73.84843	6	Non	Oui	Oui	5	Nitella / Schoenoplectus pungens / Schoenoplectus tabernaemontani / Phragmite
199	230	45.339982565492392	-73.848354136571288	6	Non	Oui	Oui	5	Nitella / Phragmite / Schoenoplectus tabernaemontani / Schoenoplectus pungens
200	219	45.340051213279366	-73.848436614498496	7b	Non	Non	Oui	4	Phragmite / Schoenoplectus tabernaemontani / Schoenoplectus pungens / Scirpus sp.
201	204	45.340119944885373	-73.848519008606672	6	Non	Oui	Oui	4	Phragmite / Schoenoplectus tabernaemontani / Schoenoplectus pungens / Scirpus sp. / Nitella

Annexe 2. Seuils utilisés pour les classes de chaque classification dirigée

Thème	Nomenclature	Résolution	Classe de densité	Seuil de l'entendue des classes
Peuplements de macrophytes	Détaillée	5	-	2,75
	Généralisée 1	5	-	2,50
	Généralisée 2	5	-	2,75
Densités	Détaillée	5	-	0,25
		25	-	1,75
		50	-	1,75
		75	-	1,75
		100	-	1,75
		200	-	2,00
		200	-	2,00
	Généralisée	5	-	1,25
		25	-	1,50
		50	-	1,25
		75	-	1,25
		100	-	1,00
		200	-	1,00
Taxons	Détaillée	5	1 à 5	0,50
		5	3 à 5	1,25
	Généralisée	5	1 à 5	0,50
		5	3 à 5	1,50

Annexe 3. Distances de Bhattacharyya de chaque paire de classes des classifications des thèmes des peuplements de macrophytes, des densités et des taxons

Peuplements de macrophytes, nomenclature détaillée :

Classes	1	2	6	7a	7b	14b	Séparabilité moyenne	1,93
2	2,00						Séparabilité maximale	2,00
6	1,97	1,96					Séparabilité minimale	1,56
7a	1,63	2,00	1,87				Paire de classes à séparabilité minimale	2 / 7b
7b	2,00	1,56	1,95	2,00				
14b	2,00	2,00	1,98	1,99	1,95			
0	1,80	2,00	1,98	1,93	2,00	2,00		

Peuplements de macrophytes, nomenclature généralisée 1 :

Classes	1, 2 et 6	7a	7b	Séparabilité moyenne	1,95
7a	1,94			Séparabilité maximale	2,00
7b	1,84	2,00		Séparabilité minimale	1,84
0	1,99	1,93	2,00	Paire de classes à séparabilité minimale	1, 2 et 6 / 7b

Peuplements de macrophytes, nomenclature généralisée 2 :

Classes	1, 2, 6 et 7a	7b	Séparabilité moyenne	1,96
7b	1,91		Séparabilité maximale	2,00
0	1,99	2,00	Séparabilité minimale	1,91
			Paire de classes à séparabilité minimale	1, 2, 6 et 7a / 7b

Densités, nomenclature détaillée à 5 cm de résolution :

Classes	1	2	3	4	5	Séparabilité moyenne	1,89
2	1,87					Séparabilité maximale	2,00
3	2,00	2,00				Séparabilité minimale	1,11
4	1,99	1,84	2,00			Paire de classes à séparabilité minimale	4 / 5
5	1,98	1,77	2,00	1,11			
0	1,79	1,95	2,00	2,00	2,00		

Densités, nomenclature détaillée à 50 cm de résolution :

Classes	1	2	3	4	5	Séparabilité moyenne	1,80
2	1,86					Séparabilité maximale	2,00
3	1,99	1,78				Séparabilité minimale	1,08
4	1,99	1,88	1,60			Paire de classes à séparabilité minimale	3 / 5
5	1,98	1,81	1,08	1,19			
0	1,90	1,98	2,00	2,00	2,00		

Densités, nomenclature détaillée à 100 cm de résolution :

Classes	1	2	3	4	5	Séparabilité moyenne	1,81
2	1,88					Séparabilité maximale	2,00
3	1,99	1,80				Séparabilité minimale	1,14
4	1,99	1,89	1,60			Paire de classes à séparabilité minimale	3 / 5
5	1,98	1,82	1,14	1,21			
0	1,94	1,99	2,00	2,00	2,00		

Densités, nomenclature détaillée à 200 cm de résolution :

Classes	1 et 2	3	4	5	Séparabilité moyenne	1,84
3	1,88				Séparabilité maximale	2,00
4	1,95	1,80			Séparabilité minimale	1,43
5	1,87	1,46	1,43		Paire de classes à séparabilité minimale	4 / 5
0	1,97	2,00	2,00	2,00		

Densités, nomenclature généralisée à 5 cm de résolution :

Classes	1,2 et 3	4 et 5	Séparabilité moyenne	2,00
4 et 5	2,00		Séparabilité maximale	2,00
0	2,00	2,00	Séparabilité minimale	2,00
			Paire de classes à séparabilité minimale	-

Densités, nomenclature généralisée à 50 cm de résolution :

Classes	1, 2 et 3	4 et 5	Séparabilité moyenne	1,68
4 et 5	1,03		Séparabilité maximale	2,00
0	2,00	2,00	Séparabilité minimale	1,03
			Paire de classes à séparabilité minimale	1, 2 et 3 / 4 et 5

Densités, nomenclature généralisée à 100 cm de résolution :

Classes	1, 2 et 3	4 et 5	Séparabilité moyenne	1,69
4 et 5	1,07		Séparabilité maximale	2,00
0	2,00	2,00	Séparabilité minimale	1,07
			Paire de classes à séparabilité minimale	1, 2 et 3 / 4 et 5

Densités, nomenclature généralisée à 200 cm de résolution :

Classes	1, 2 et 3	4 et 5	Séparabilité moyenne	1,79
4 et 5	1,38		Séparabilité maximale	2,00
0	2,00	2,00	Séparabilité minimale	1,38
			Paire de classes à séparabilité minimale	1, 2 et 3 / 4 et 5

Taxons, nomenclature détaillée avec classes de densité de 1 à 5 :

Classes	1	2	3	4	Séparabilité moyenne	1,94
2	2,00				Séparabilité maximale	2,00
3	1,77	2,00			Séparabilité minimale	1,77
4	1,87	2,00	1,78		Paire de classes à séparabilité minimale	1 / 3
0	1,95	2,00	1,99	2,00		

Taxons, nomenclature détaillée avec classes de densité de 3 à 5 :

Classes	1	2	3	4	Séparabilité moyenne	2,00
2	2,00				Séparabilité maximale	2,00
3	1,99	2,00			Séparabilité minimale	1,99
4	2,00	2,00	2,00		Paire de classes à séparabilité minimale	1 / 3
0	2,00	2,00	2,00	2,00		

Taxons, nomenclature généralisée avec classes de densité de 1 à 5 :

Classes	1	2	3 et 4	Séparabilité moyenne	1,96
2	2,00			Séparabilité maximale	2,00
3 et 4	1,83	2,00		Séparabilité minimale	1,83
0	1,95	2,00	2,00	Paire de classes à séparabilité minimale	1 / 3 et 4

Taxons, nomenclature généralisée avec classes de densité de 3 à 5 :

Classes	1	2	3 et 4	Séparabilité moyenne	2,00
2	2,00			Séparabilité maximale	2,00
3 et 4	2,00	2,00		Séparabilité minimale	2,00
0	2,00	2,00	2,00	Paire de classes à séparabilité minimale	-

Annexe 4. Matrices de confusion de chaque nomenclature des thèmes des peuplements de macrophytes, des densités et des taxons

Peuplements de macrophytes, nomenclature détaillée :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)						
			1	2	6	7a	7b	14b	0
Submergés clairsemés	1	49516	67,9	0,1	5,6	13,3	0,3	0,0	12,9
Submergés touffes	2	28361	0,0	88,3	2,6	0,0	8,8	0,4	0,0
Submergés gazon	6	250862	5,4	2,8	26,1	52,1	6,0	0,0	7,5
Submergés, champ de macrophytes	7a	287898	4,3	0,2	7,1	86,0	1,7	0,2	0,6
Émergents, champ de macrophytes	7b	28326	0,0	13,3	0,4	2,8	75,7	7,9	0,0
Bistratifiés, submergés et émergents	14b	18836	0,0	0,9	0,0	2,1	10,6	86,4	0,0
Sans peuplement	0	192764	0,8	1,9	11,1	1,1	0,1	0,0	84,9
Exactitude moyenne (%)	73,60								
Exactitude globale (%)	66,92								
Coefficient de Kappa	0,67								

Peuplements de macrophytes, nomenclature généralisée 1 :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)			
			1, 2 et 6	7a	7b	0
Submergés bas	1, 2 et 6	328739	39,6	44,7	8,9	6,8
Submergés hauts	7a	287898	14,3	83,0	2,5	0,2
Émergents	7b	28326	2,7	1,5	95,8	0,0
Sans peuplement	0	192764	20,4	1,0	0,1	78,5
Exactitude moyenne (%)	74,20					
Exactitude globale (%)	65,35					
Coefficient de Kappa	0,65					

Peuplements de macrophytes, nomenclature généralisée 2 :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)		
			1, 2, 6 et 7a	7b	0
Submergés	1, 2, 6 et 7a	616637	87,7	6,4	5,9
Émergents	7b	28326	16,2	83,8	0,0
Sans peuplement	0	192764	16,5	0,5	83,0
Exactitude moyenne (%)	84,86				
Exactitude globale (%)	86,50				
Coefficient de Kappa	0,86				

Densités, nomenclature détaillée à 5 cm de résolution :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)					
			1	2	3	4	5	0
< 5 %	1	31847	64,4	2,7	0,0	1,5	0,4	31,1
5 - 25 %	2	111589	19,1	36,4	0,5	3,9	1,2	39,0
26 - 50 %	3	195664	6,5	38,5	4,9	18,8	7,4	24,0
51 - 75 %	4	137974	14,2	20,9	0,4	52,6	5,6	6,3
76 - 100 %	5	180334	15,9	23,5	0,6	21,1	27,9	11,1
Sans peuplement	0	188842	1,8	0,8	0,0	0,6	0,2	96,7
Exactitude moyenne (%)	47,13							
Exactitude globale (%)	44,43							
Coefficient de Kappa	0,45							

Densités, nomenclature détaillée à 50 cm de résolution :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)					
			1	2	3	4	5	0
< 5 %	1	314	61,8	8,9	5,7	7,3	13,4	2,9
5 - 25 %	2	1093	9,4	71,7	7,2	5,5	1,7	4,4
26 - 50 %	3	1904	1,1	31,5	16,8	22,7	22,7	5,1
51 - 75 %	4	1345	1,9	18,7	6,2	62,7	10,6	0,0
76 - 100 %	5	1757	3,9	19,5	8,2	25,8	39,9	2,7
Sans peuplement	0	1858	3,0	19,1	0,8	0,0	0,4	76,8
Exactitude moyenne (%)	54,94							
Exactitude globale (%)	51,60							
Coefficient de Kappa	0,42							

Densités, nomenclature détaillée à 100 cm de résolution :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)					
			1	2	3	4	5	0
< 5 %	1	76	61,8	4,0	7,9	6,6	17,1	2,6
5 - 25 %	2	279	8,2	68,5	7,5	6,1	2,5	6,5
26 - 50 %	3	475	0,6	28,8	18,3	23,0	23,4	5,7
51 - 75 %	4	335	0,6	13,4	6,9	64,8	14,3	0,0
76 - 100 %	5	439	3,2	16,4	8,7	26,2	42,6	3,0
Sans peuplement	0	457	1,5	18,4	0,9	0,0	0,0	79,2
Exactitude moyenne (%)	55,87							
Exactitude globale (%)	52,94							
Coefficient de Kappa	0,43							

Densités, nomenclature détaillée à 200 cm de résolution :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)				
			1 et 2	3	4	5	0
≤ 25 %	1 et 2	87	69,0	10,3	9,2	8,1	2,3
26 - 50 %	3	127	26,0	17,3	26,8	25,2	4,7
51 - 75 %	4	92	10,9	9,8	69,6	9,8	0,0
76 - 100 %	5	105	15,2	9,5	23,8	48,6	2,9
Sans peuplement	0	121	11,6	3,3	0,0	1,7	83,5
Exactitude moyenne (%)	57,58						
Exactitude globale (%)	56,02						
Coefficient de Kappa	0,45						

Densités, nomenclature généralisée à 5 cm de résolution :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)		
			1, 2 et 3	4 et 5	0
≤ 50 %	1, 2 et 3	339100	44,5	38,8	16,7
51 - 100 %	4 et 5	318308	16,5	72,8	10,7
Sans peuplement	0	188842	17,2	2,2	80,6
Exactitude moyenne (%)	65,95				
Exactitude globale (%)	63,18				
Coefficient de Kappa	0,63				

Densités, nomenclature généralisée à 50 cm de résolution :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)		
			1, 2 et 3	4 et 5	0
≤ 50 %	1, 2 et 3	3311	33,0	47,9	19,0
51 - 100 %	4 et 5	3102	14,1	81,3	4,6
Sans peuplement	0	1858	4,2	0,0	95,8
Exactitude moyenne (%)	70,06				
Exactitude globale (%)	65,25				
Coefficient de Kappa	0,48				

Densités, nomenclature généralisée à 100 cm de résolution :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)		
			1, 2 et 3	4 et 5	0
≤ 50 %	1, 2 et 3	830	29,4	45,3	24,9
51 - 100 %	4 et 5	774	10,7	83,2	6,1
Sans peuplement	0	457	2,4	0,0	97,6
Exactitude moyenne (%)	70,06				
Exactitude globale (%)	64,73				
Coefficient de Kappa	0,48				

Densités, nomenclature généralisée à 200 cm de résolution :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)		
			1, 2 et 3	4 et 5	0
≤ 50 %	1, 2 et 3	214	28,5	49,5	21,5
51 - 100 %	4 et 5	197	9,1	85,8	5,1
Sans peuplement	0	121	2,5	0,0	97,5
Exactitude moyenne (%)	70,60				
Exactitude globale (%)	65,41				
Coefficient de Kappa	0,49				

Taxons, nomenclature détaillée avec classes de densité de 1 à 5 :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)				
			1	2	3	4	0
<i>Nitella</i> sp.	1	90411	84,9	0,1	1,1	3,7	10,3
<i>Phragmites australis</i>	2	23474	10,1	31,1	57,8	1,0	0,0
<i>Potamogeton richardsonii</i>	3	47281	72,5	0,2	19,6	2,9	4,9
<i>Vallisneria americana</i>	4	30729	27,8	0,1	1,9	70,2	0,0
Sans peuplement	0	196629	62,5	0,0	1,7	0,1	35,7
Exactitude moyenne (%)	48,28						
Exactitude globale (%)	47,62						
Coefficient de Kappa	0,47						

Taxons, nomenclature détaillée avec classes de densité de 3 à 5 :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)				
			1	2	3	4	0
<i>Nitella</i> sp.	1	51058	98,8	0,1	1,1	0,0	0,0
<i>Phragmites australis</i>	2	9705	0,0	100,0	0,0	0,0	0,0
<i>Potamogeton richardsonii</i>	3	21922	0,0	0,2	99,7	0,1	0,0
<i>Vallisneria americana</i>	4	11908	0,0	0,2	3,1	96,7	0,0
Sans peuplement	0	196629	16,1	0,1	27,6	0,0	56,2
Exactitude moyenne (%)	90,29						
Exactitude globale (%)	70,09						
Coefficient de Kappa	0,69						

Taxons, nomenclature généralisée avec classes de densité de 1 à 5 :

Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)			
			1	2	3 et 4	0
<i>Nitella</i> sp.	1	90411	85,5	0,1	4,1	10,3
<i>Phragmites australis</i>	2	23474	15,3	31,1	53,6	0,0
Alismatales	3 et 4	78010	58,8	0,3	38,0	3,0
Sans peuplement	0	196629	62,9	0,0	1,4	35,7
Exactitude moyenne (%)	47,57					
Exactitude globale (%)	47,47					
Coefficient de Kappa	0,48					

Taxons, nomenclature généralisée avec classes de densité de 3 à 5 :

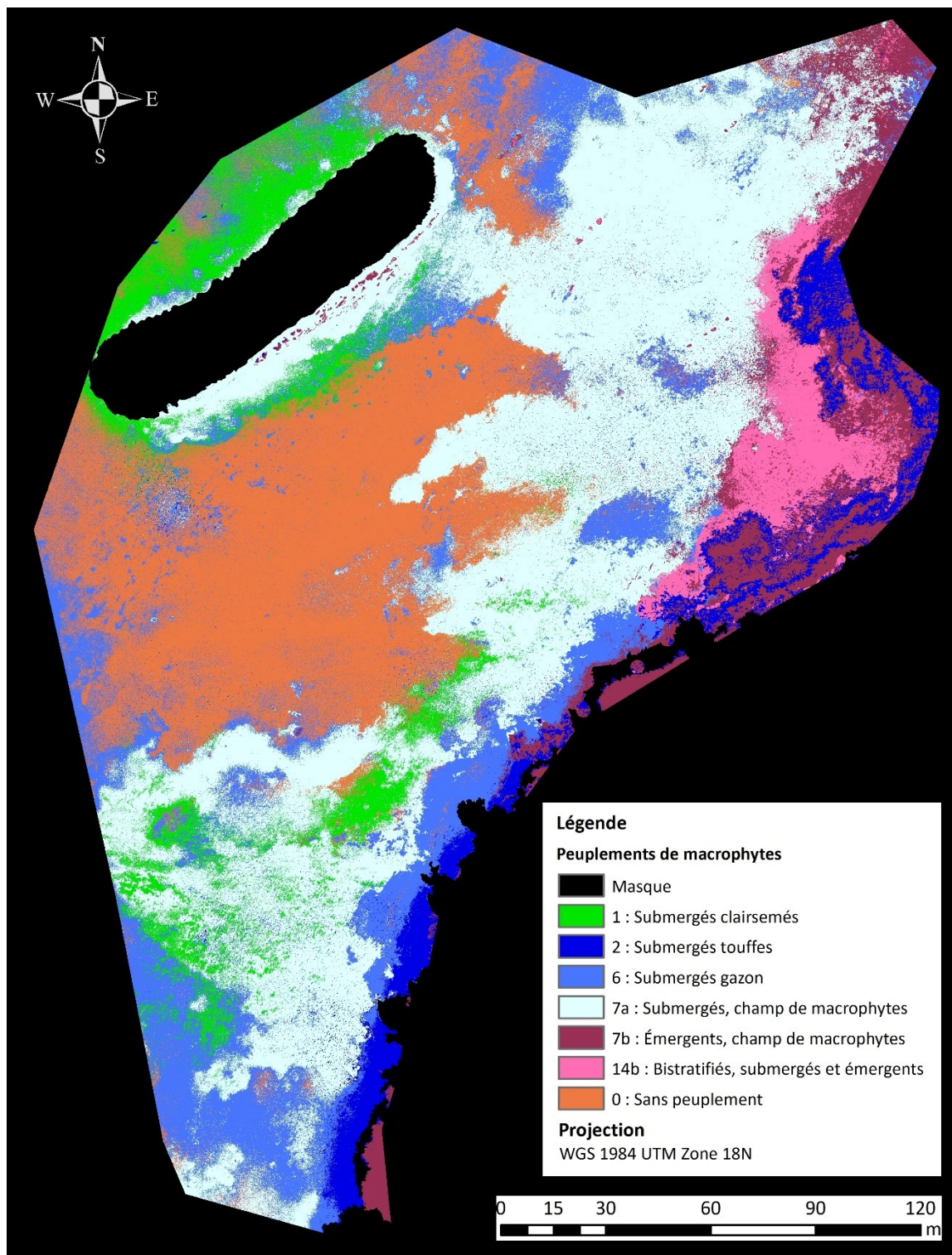
Description	Classe entraînement	Nb de pixels entraînement	Classe affectée (%)			
			1	2	3 et 4	0
<i>Nitella</i> sp.	1	51058	99,1	0,0	0,9	0,0
<i>Phragmites australis</i>	2	9705	0,0	96,9	3,1	0,0
Alismatales	3 et 4	33830	0,0	1,2	98,7	0,1
Sans peuplement	0	196629	14,4	0,0	31,7	54,0
Exactitude moyenne (%)	87,16					
Exactitude globale (%)	68,51					
Coefficient de Kappa	0,69					

Annexe 5. Résultats statistiques des classifications dirigées

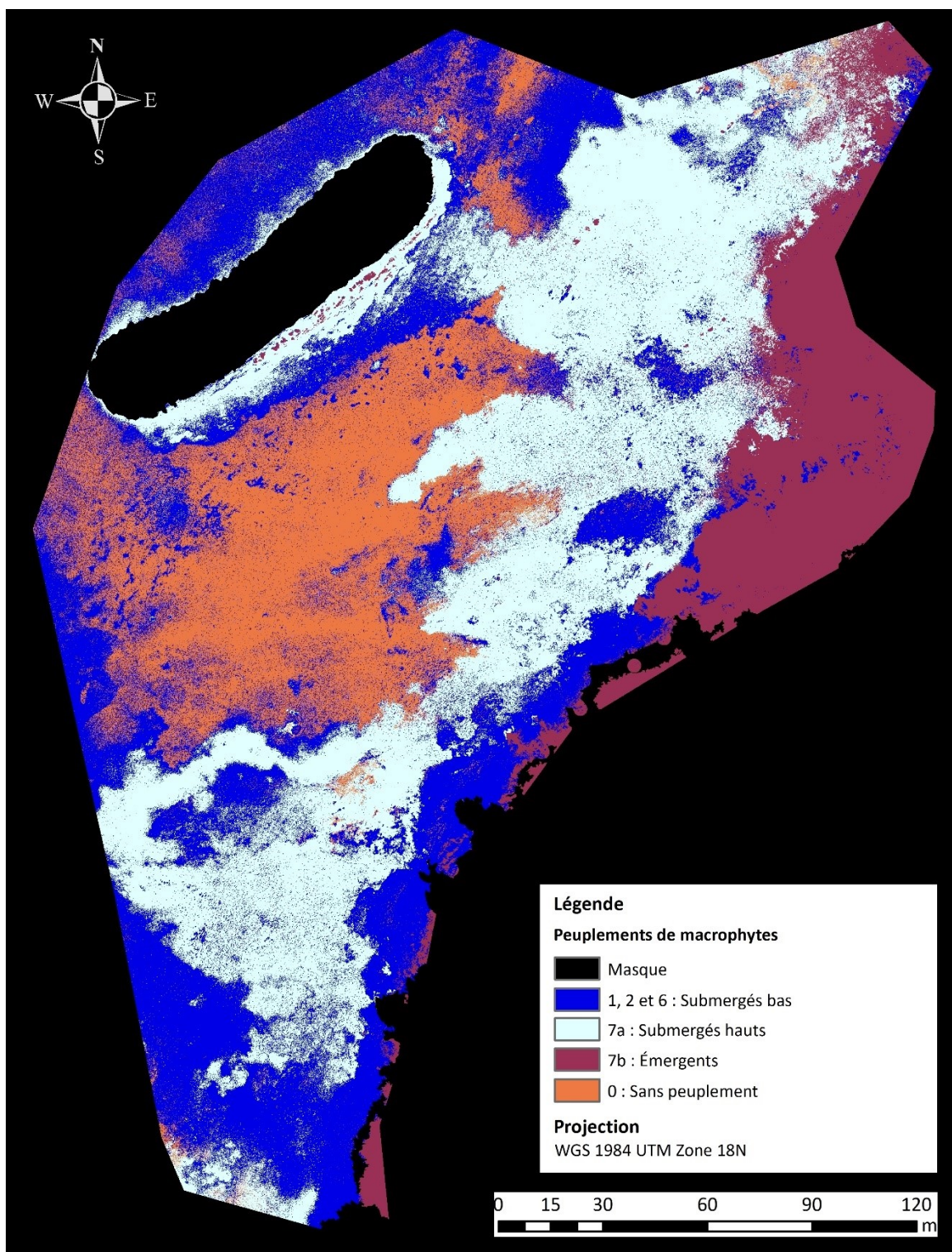
Thème	Étape	Statistique	Nomenclature							
			Détaillée	Généralisée 1	Généralisée 2					
Peuplements de macrophytes	Classification (matrice de confusion)	Exactitude moyenne (%)	73,60	74,20	84,86					
		Exactitude globale (%)	66,92	65,35	86,50					
		Coefficient de Kappa ± intervalle de confiance (au niveau de confiance de 95 %)	0,67 ± 0,00	0,65 ± 0,00	0,86 ± 0,00					
		Écart type de Kappa	0,00	0,00	0,00					
	Validation (matrice des erreurs)	Exactitude globale (%)	66,55	61,31	75,69					
		Incertitude de l'exactitude (%)	0,02	0,02	0,02					
		Coefficient de Kappa	0,33	0,30	0,53					
Thème	Étape	Statistique	Détaillée				Généralisée			
			5 cm	50 cm	100 cm	200 cm	5 cm	50 cm	100 cm	200 cm
Densités	Classification (matrice de confusion)	Exactitude moyenne (%)	47,13	54,94	55,87	57,58	65,95	70,06	70,06	70,60
		Exactitude globale (%)	44,43	51,60	52,94	56,02	63,18	65,25	64,73	65,41
		Coefficient de Kappa ± intervalle de confiance (au niveau de confiance de 95 %)	0,45 ± 0,00	0,42 ± 0,01	0,43 ± 0,03	0,45 ± 0,05	0,63 ± 0,00	0,48 ± 0,02	0,48 ± 0,03	0,49 ± 0,06
		Écart type de Kappa	0,00	0,01	0,01	0,03	0,00	0,01	0,02	0,03
	Validation (matrice des erreurs)	Exactitude globale (%)	87,67	48,76	52,53	51,70	60,18	81,84	89,41	86,80
		Incertitude de l'exactitude (%)	0,02	0,27	0,54	1,15	0,02	0,20	0,31	0,72
		Coefficient de Kappa	0,42	0,11	0,13	0,15	0,28	0,54	0,68	0,65
Thème	Étape	Statistique	Détaillée		Généralisée					
			Densités 1 à 5	Densités 3 à 5	Densités 1 à 5	Densités 3 à 5				
Taxons	Classification (matrice de confusion)	Exactitude moyenne (%)	48,28	90,29	47,57	87,16				
		Exactitude globale (%)	47,62	70,09	47,47	68,51				
		Coefficient de Kappa ± intervalle de confiance (au niveau de confiance de 95 %)	0,47 ± 0,00	0,69 ± 0,00	0,48 ± 0,00	0,69 ± 0,00				
		Écart type de Kappa	0,00	0,00	0,00	0,00				
	Validation (matrice des erreurs)	Exactitude globale (%)	34,15	54,23	34,25	49,05				
		Incertitude de l'exactitude (%)	0,03	0,03	0,03	0,03				
		Coefficient de Kappa	0,02	0,02	0,02	0,02				

Annexe 6. Cartes de classification de chaque nomenclature des thèmes des peuplements de macrophytes, des densités et des taxons

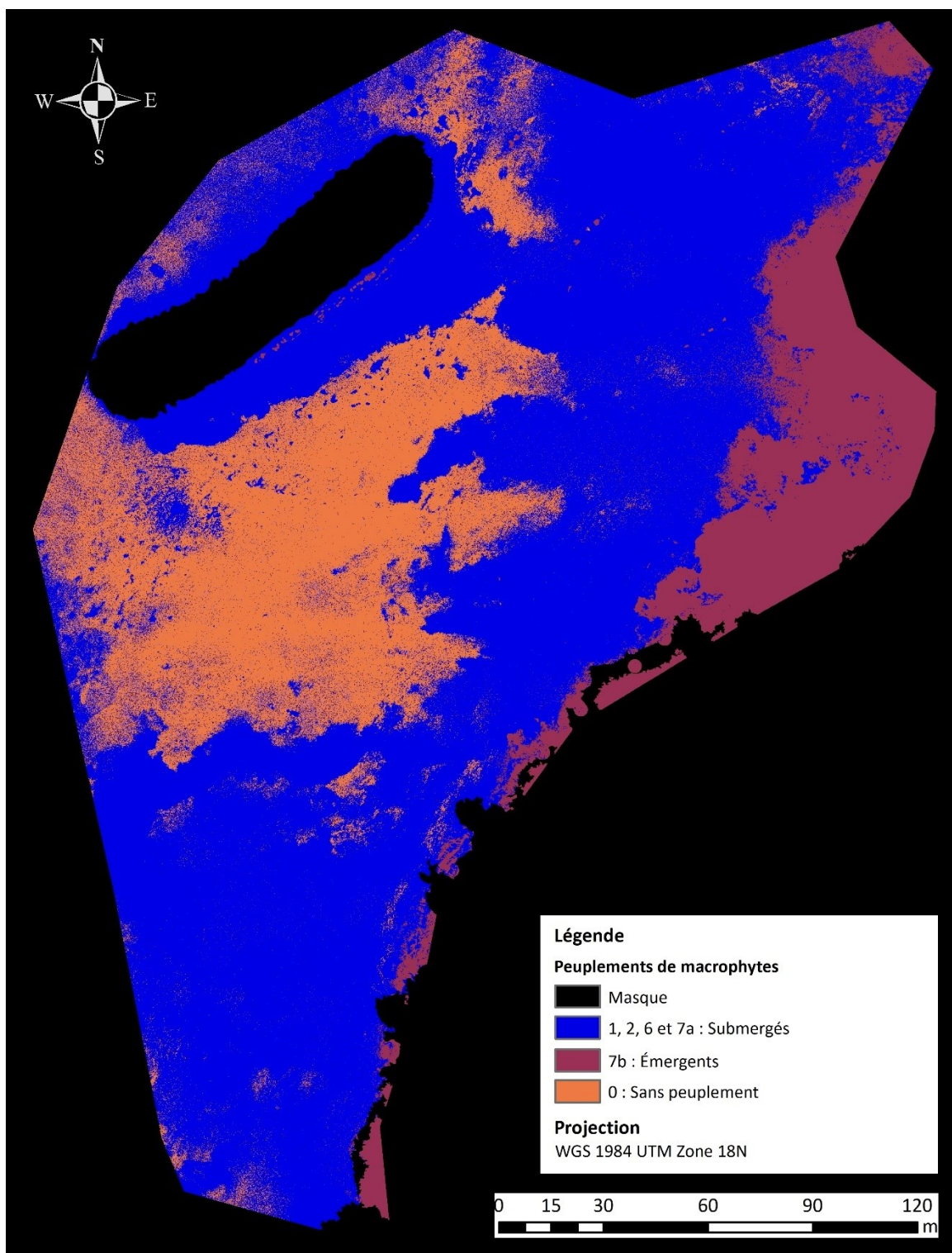
Peuplements de macrophytes, nomenclature détaillée :



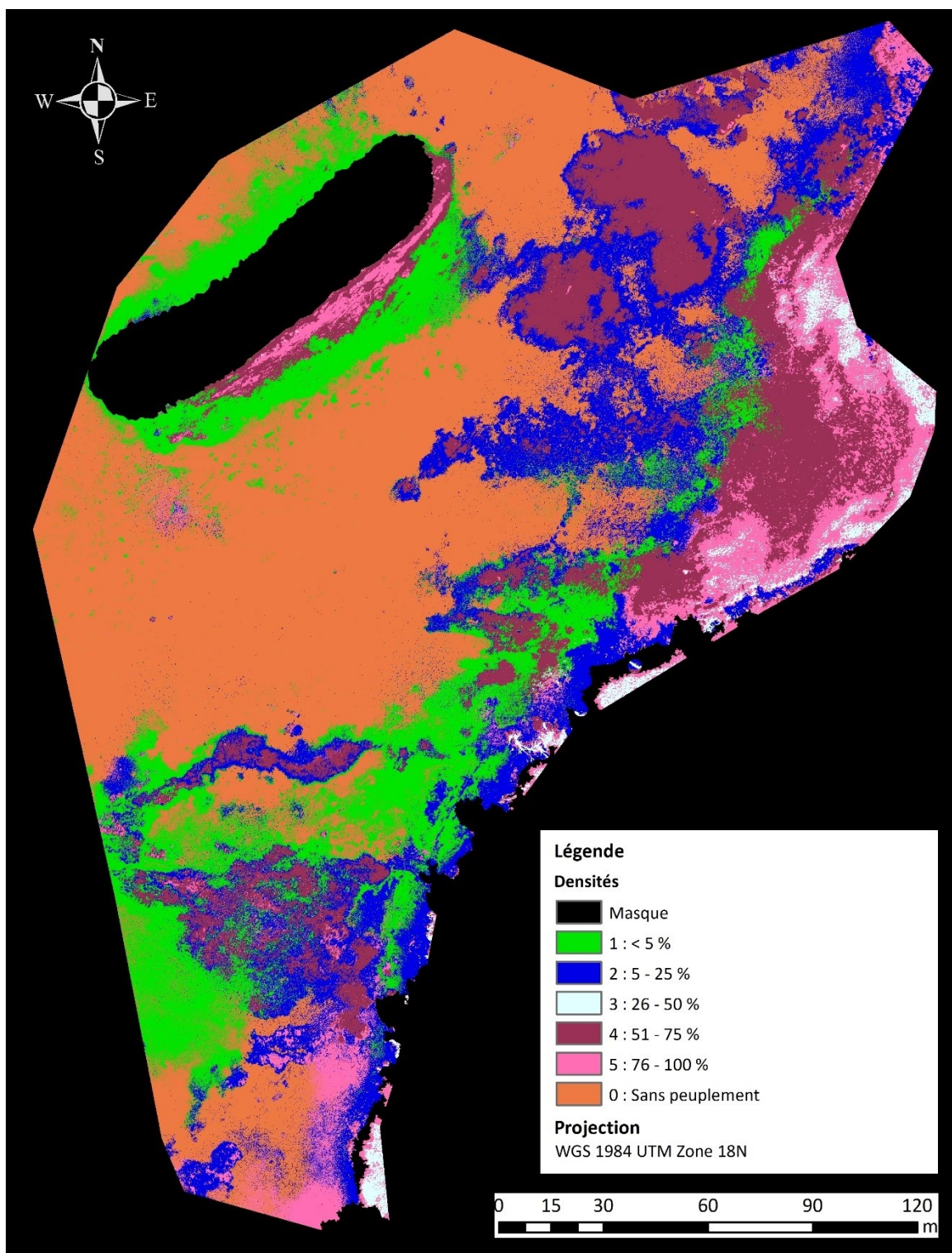
Peuplements de macrophytes, nomenclature généralisée 1 :



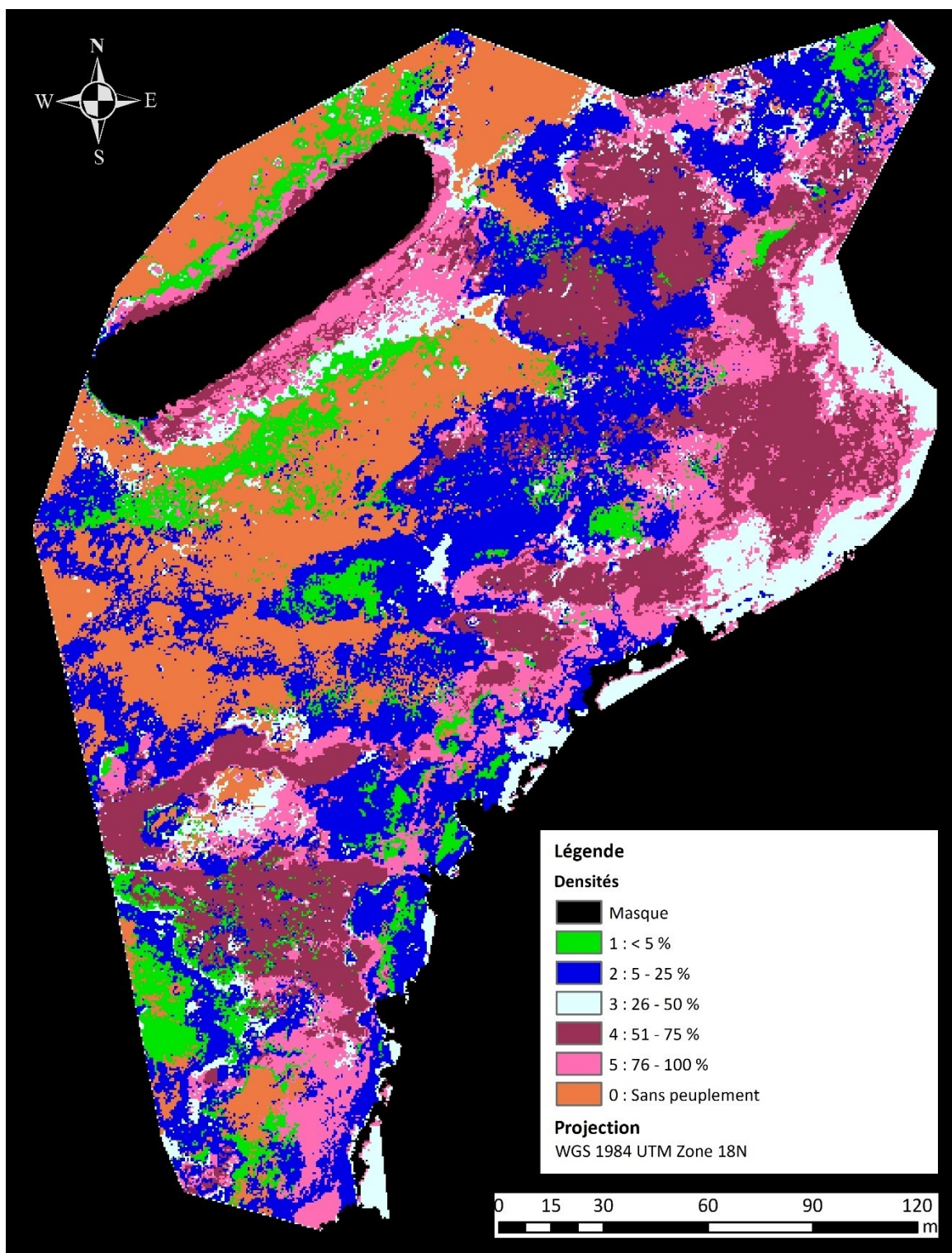
Peuplements de macrophytes, nomenclature généralisée 2 :



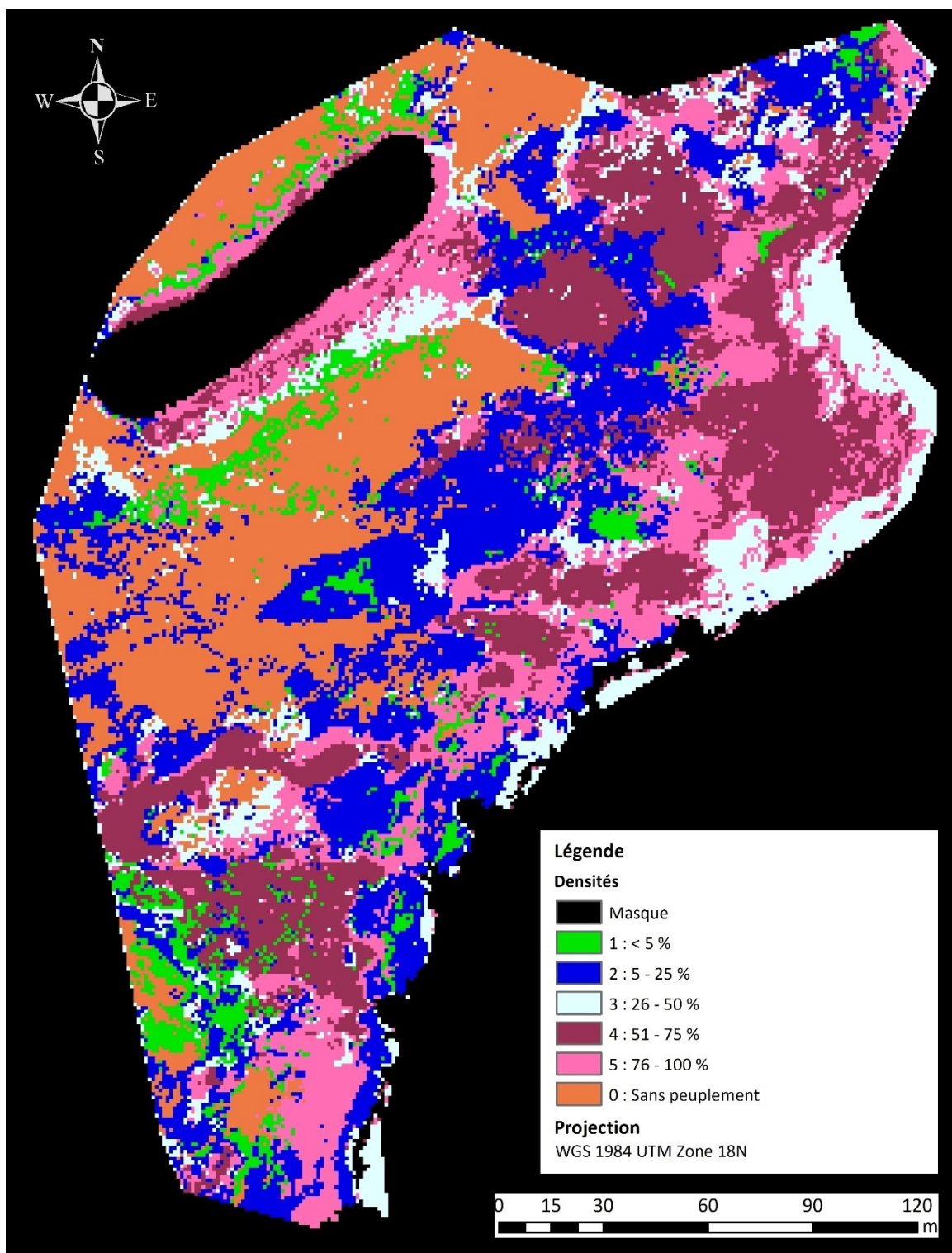
Densités, nomenclature détaillée à 5 cm de résolution :



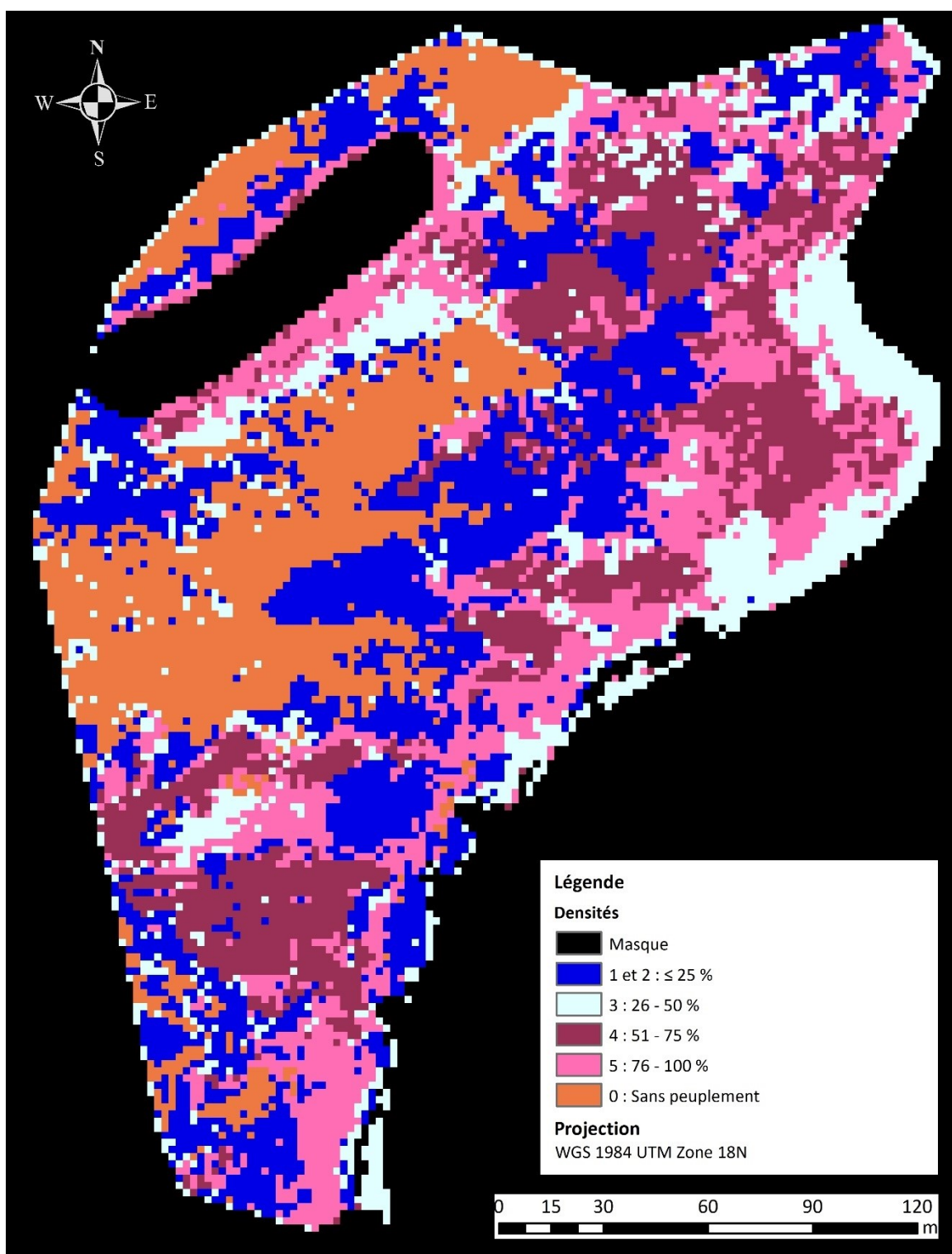
Densités, nomenclature détaillée à 50 cm de résolution :



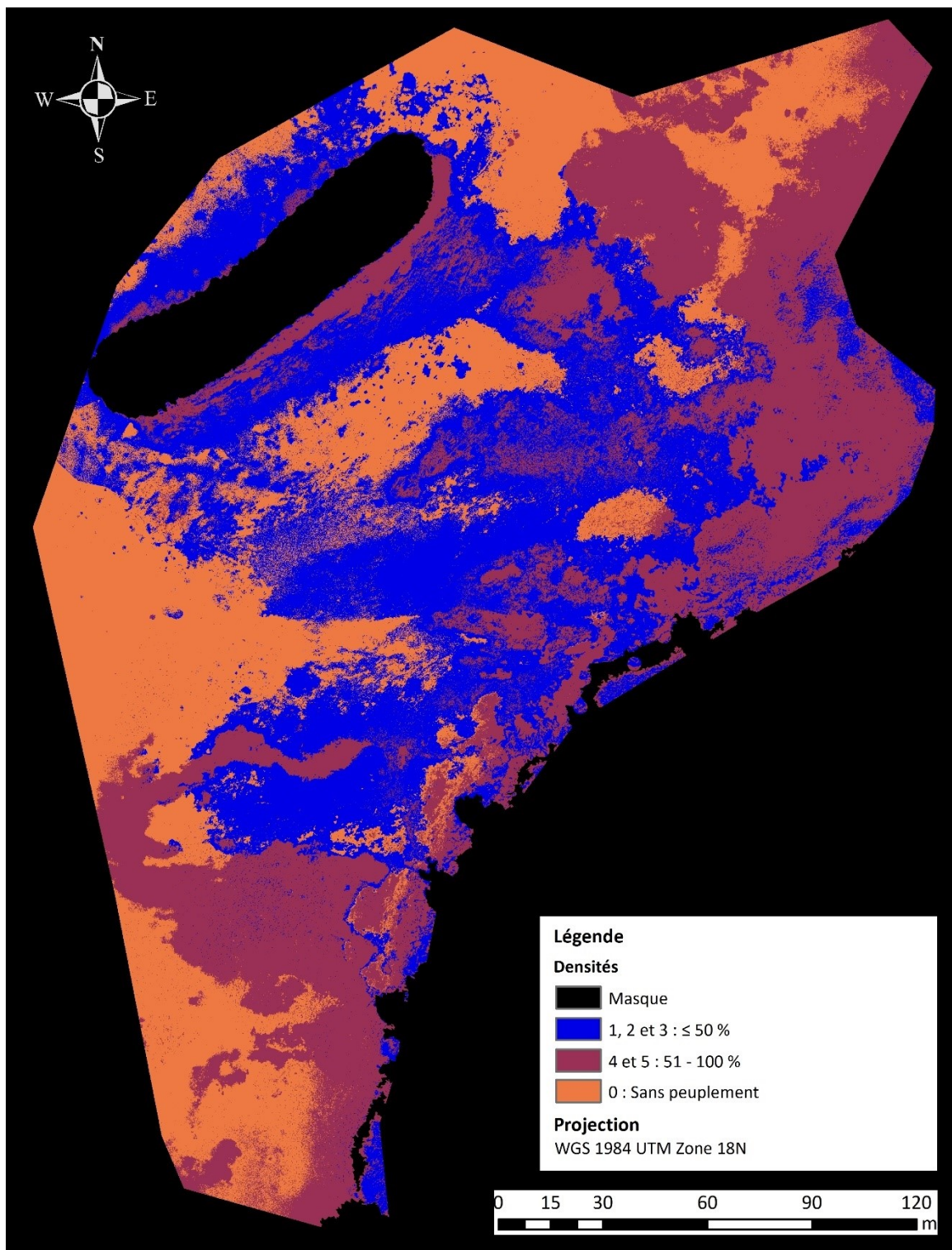
Densités, nomenclature détaillée à 100 cm de résolution :



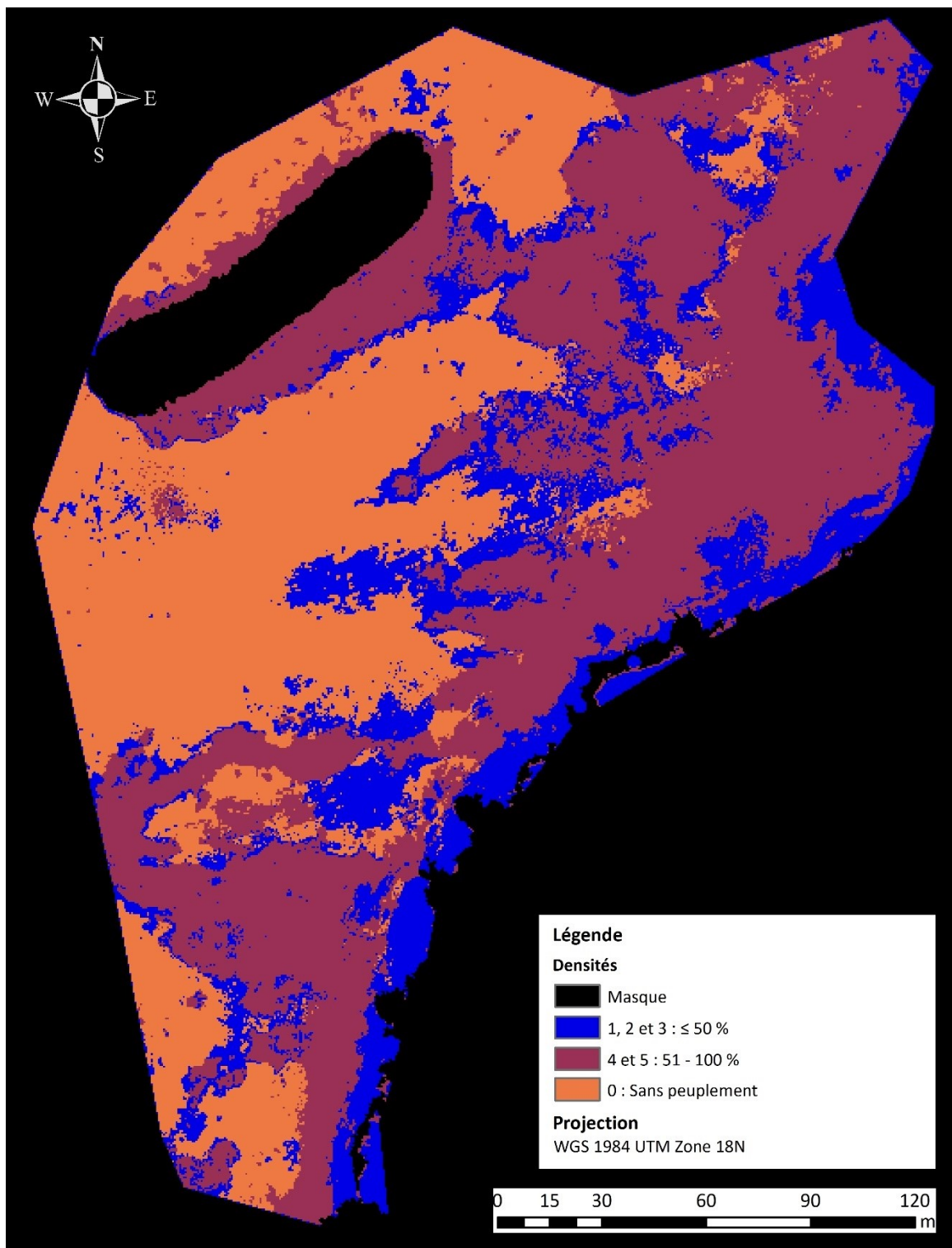
Densités, nomenclature détaillée à 200 cm de résolution :



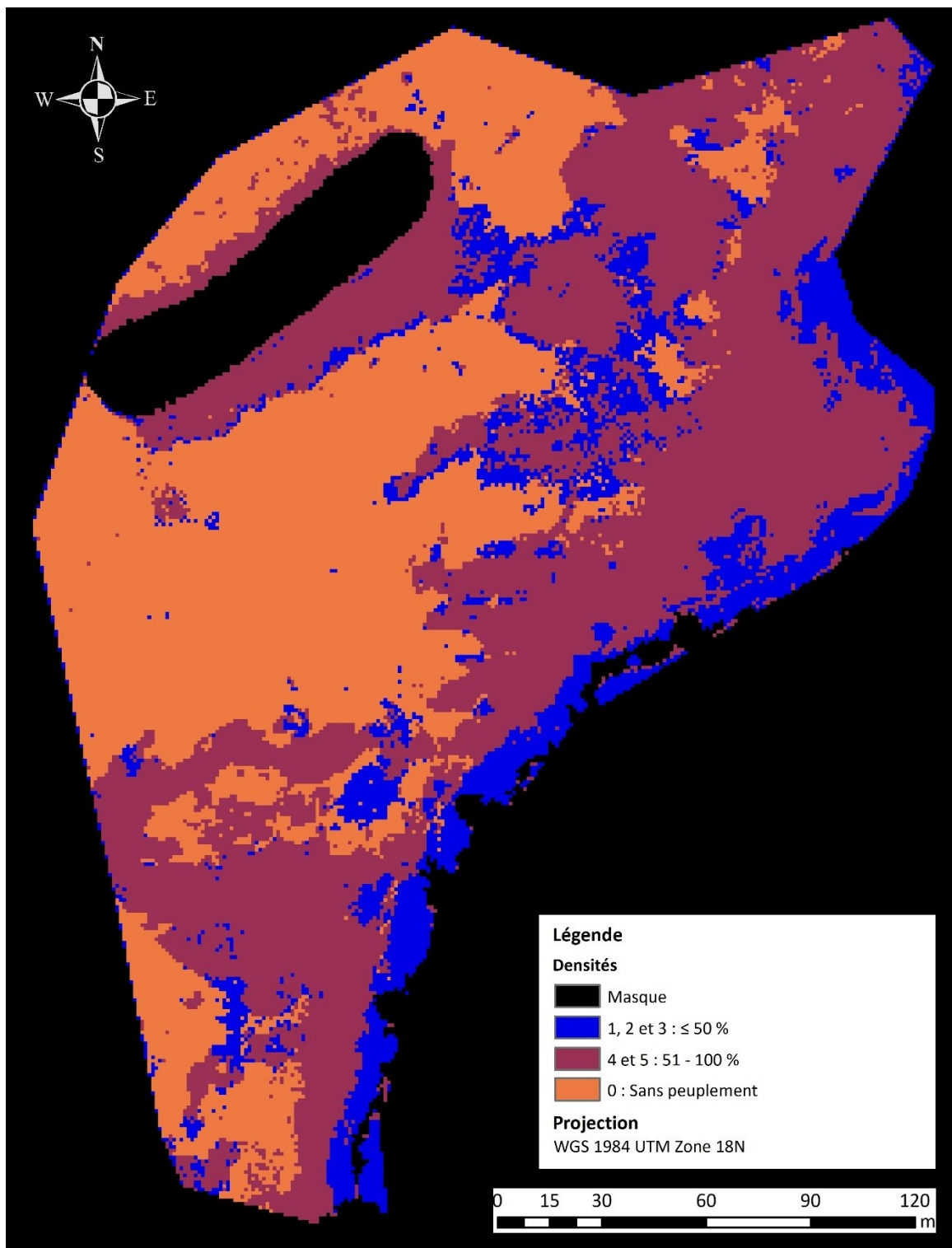
Densités, nomenclature généralisée à 5 cm de résolution :



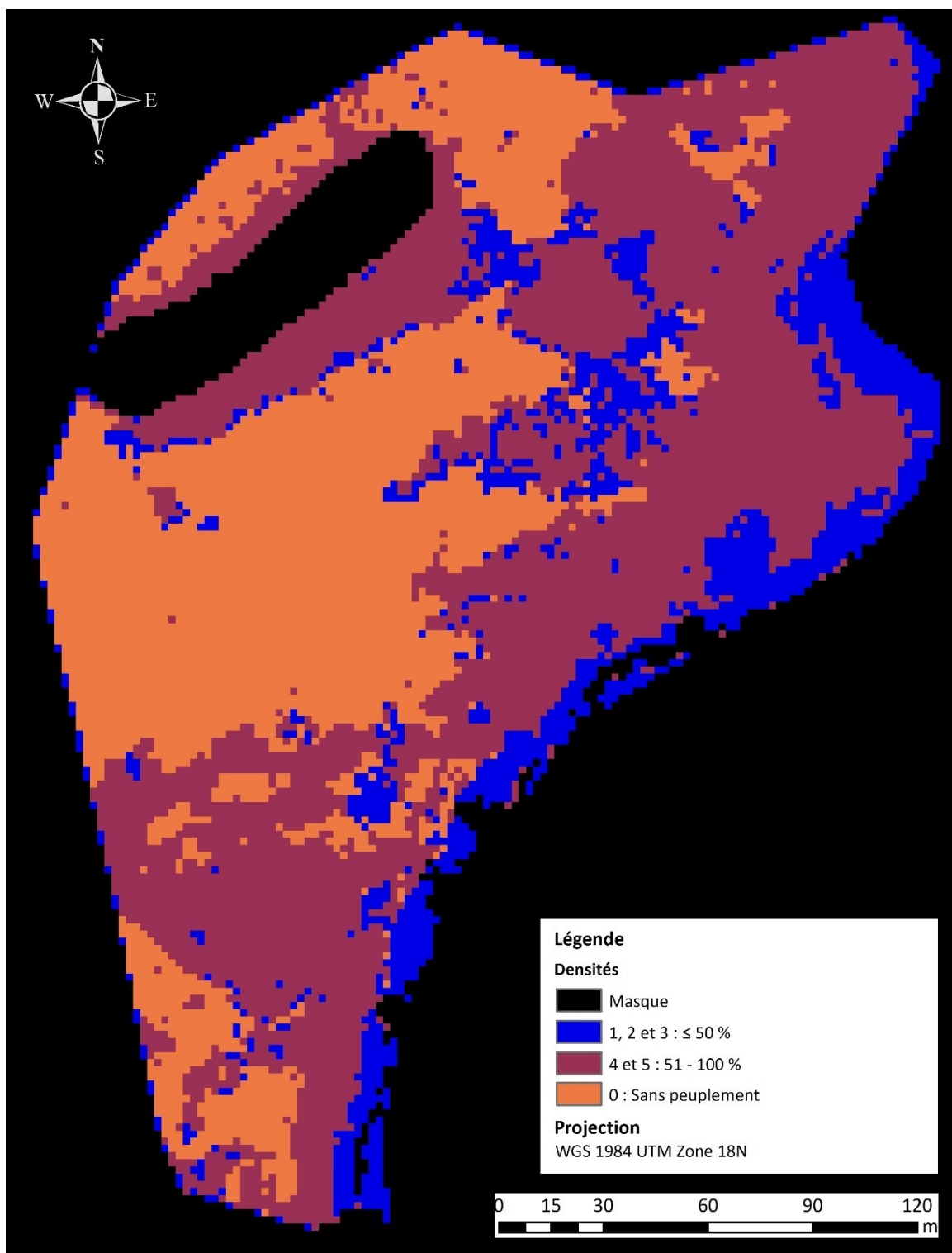
Densités, nomenclature généralisée à 50 cm de résolution :



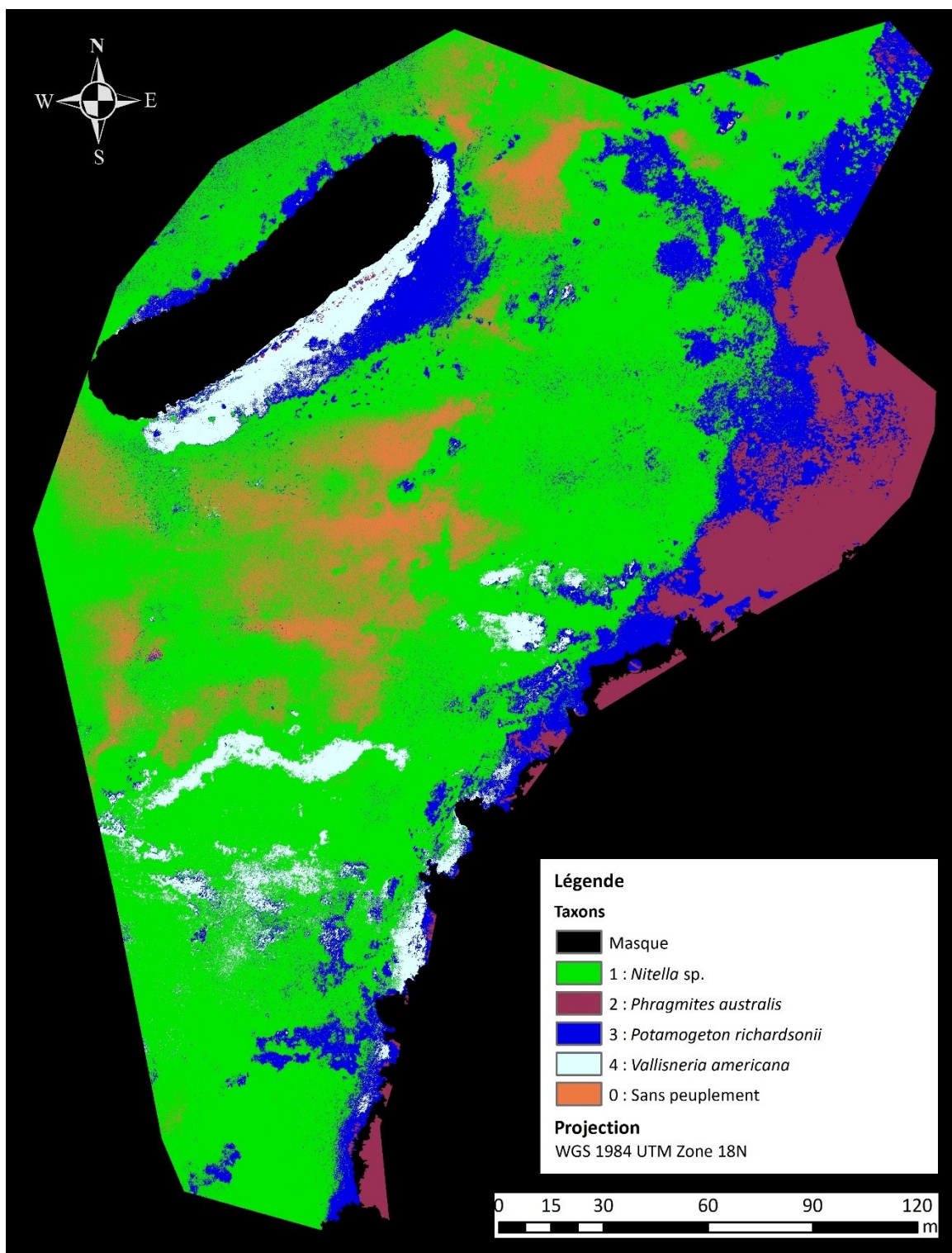
Densités, nomenclature généralisée à 100 cm de résolution :



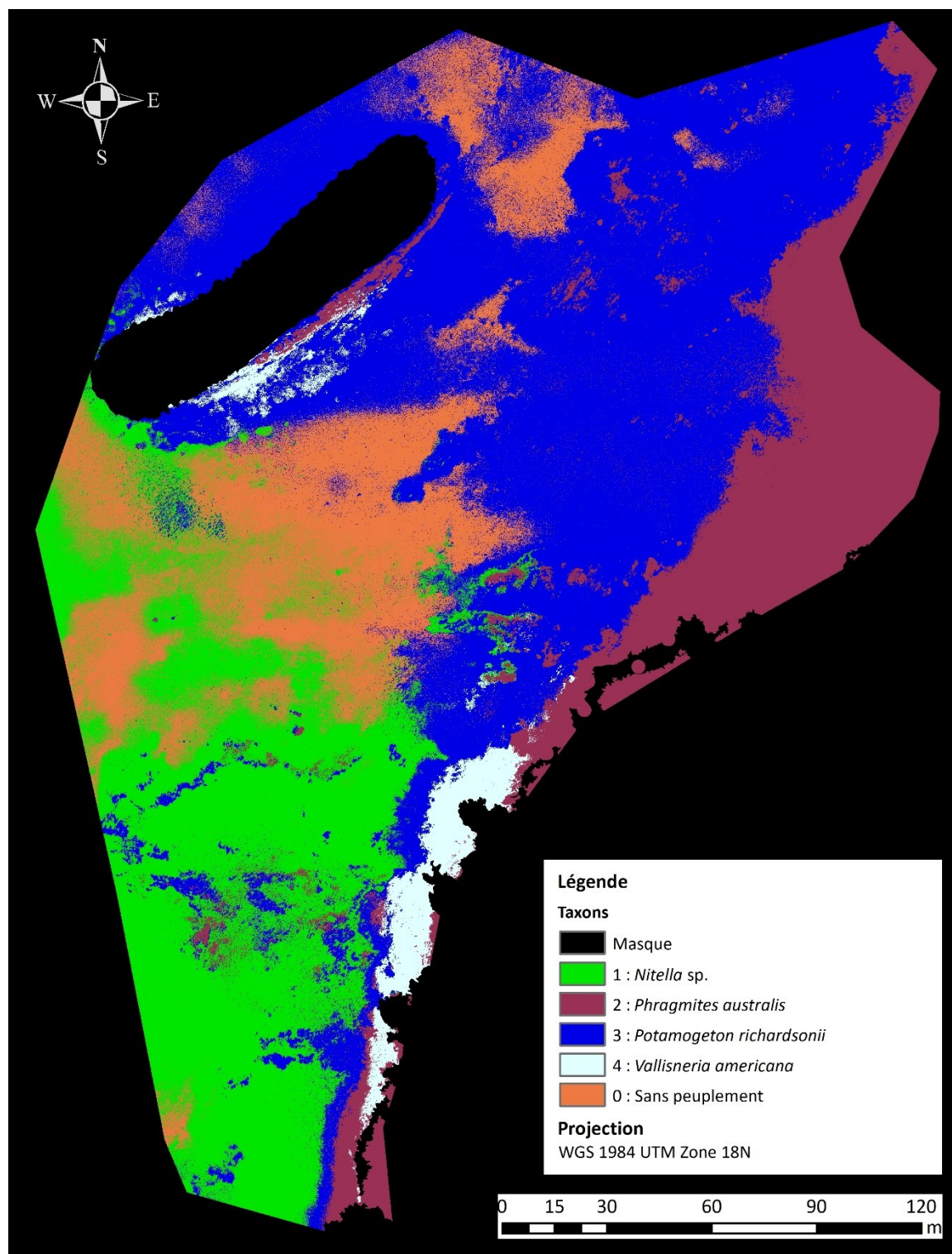
Densités, nomenclature généralisée à 200 cm de résolution :



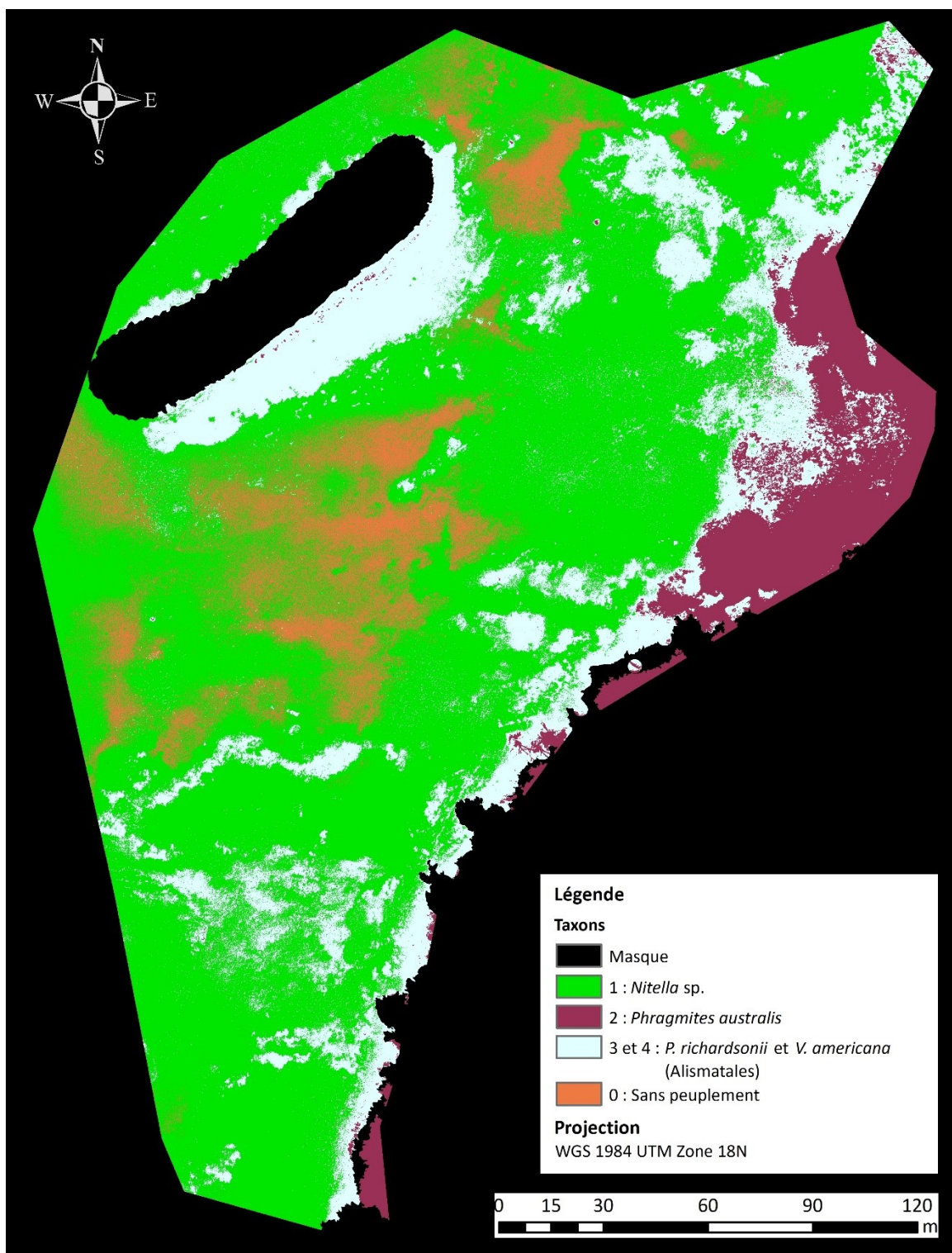
Taxons, nomenclature détaillée avec classes de densité de 1 à 5 :



Taxons, nomenclature détaillée avec classes de densité de 3 à 5 :



Taxons, nomenclature généralisée avec classes de densité de 1 à 5 :



Taxons, nomenclature généralisée avec classes de densité de 3 à 5 :

